

DOI: 10.15514/ISPRAS-2018-1(2)-33

# Language Models Application in Sentiment Attitude Extraction Task

<sup>1</sup>*Rusnachenko N. L. <kolyarus@yandex.ru>*

<sup>1</sup>*Bauman Moscow State Technical University,  
5, Building 1, 2-nd Baumanskaya Str., Moscow, 105005, Russia*

**Abstract.** Large text can convey various forms of sentiment information including the author's position, positive or negative effects of some events, attitudes of mentioned entities towards to each other. In this paper, we experiment with BERT based language models for extracting sentiment attitudes between named entities. Given a mass media article and list of mentioned named entities, the task is to extract positive or negative attitudes between them. Efficiency of language model methods depends on the amount of training data. To enrich training data, we adopt distant supervision method, which provide automatic annotation of unlabeled texts using an additional lexical resource. The proposed approach is subdivided into two stages FRAME-BASED: (1) sentiment pairs list completion (PAIR-BASED), (2) document annotations using PAIR-BASED and FRAME-BASED factors. Being applied towards a large news collection, the methods generates RuAttitudes2017 automatically annotated collection. We evaluate the approach on RuSentRel-1.0, consisted of mass media articles written in Russian. Adopting RuAttitudes2017 in the training process results in 10-13% quality improvement by F1-measure over supervised learning and by 25% over the top neural network based model results.

**Keywords:** Sentiment Analysis, Relation Extraction, Distant Supervision, Neural Networks, Language Models

**For citation:** Rusnachenko N. L. Language Models Application in Sentiment Attitude Extraction Task. Trudy ISP RAN/Proc. ISP RAS, 2018, vol. 1, issue 2, pp. 3–4. 10.15514/ISPRAS-2018-1(2)-33

**Acknowledgments:** This work was supported by a grant from the RFBR 20-07-01059

# Применение языковых моделей в задаче извлечения оценочных отношений

<sup>1</sup>Русначенко Н. Л. <kolyarus@yandex.ru>

<sup>1</sup> *Московский государственный технический институт им. Н.Э.Баумана, 1050056 Россия, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1*

**Аннотация.** Объемные тексты могут содержать источники взаимосвязанной информации различных типов, передаваемых посредством отношений, некоторые из которых могут быть оценочными. Проведение анализа таких текстов требует установление подобных связей, определении их участников: события, сущности, и т.д. В данной работе исследуется применение языковых моделей BERT в задаче извлечения оценочных отношений. Для произвольного документа и списка размеченных в нем именованных сущностей, такая задача предполагает составление списка оценочных отношений между ними. Эффективность применения языковых моделей напрямую зависит от объема обучающих данных. Для увеличения объема обучающего множества применяется подход опосредованного обучения. Такое обучение подразумевает применение алгоритма автоматической разметки оценочных отношений из сторонних источников. Предложенный подход разметки оценочных отношений основан на двухэтапном применении FRAME-BASED фактора в анализе новостных документов, для: (1) составления списка оценочных пар (PAIR-BASED), (2) разметки документов с использованием PAIR-BASED и FRAME-BASED факторов. Полученная на основе такого алгоритма коллекция получила название RuAttitudes2017. Для проведения экспериментов с моделями использовался корпус новостных текстов на русском языке RuSentRel-1.0. Применение опосредованного обучения с использованием коллекции RuAttitudes2017 повысило качество моделей на 10-13% по метрике F1, и на 25% при сравнении с наилучшими результатами моделей на основе нейронных сетей.

**Ключевые слова:** анализ тональности, извлечение отношений, опосредованное обучение, нейронные сети, языковые модели

**Для цитирования:** Русначенко Н. Л. Применение языковых моделей в задаче извлечения оценочных отношений. Труды ИСП РАН, 2018, том 1 вып. 2, с. 3–4. 10.15514/ISPRAS-2018-1(2)-33

**Благодарности:** Данная работа выполнена при поддержке гранта РФФИ 20-07-01059

## 1. Введение

Анализ тональности, т.е. выделение мнения автора к предмету обсуждения в тексте, является одним из наиболее востребованных приложений автоматической обработки текстов за последние годы. Одной из подзадач анализа тональности является задача извлечения оценочных отношений [1], которая предполагает классификацию взаимоотношений между упоминаемыми в тексте именованными сущностями. Из-

влечение оценочных отношений существенно для анализа тональности новостных и аналитических текстов, поскольку сложным образом влияет на анализ авторской позиции в тексте. В следующем примере приводится фрагмент новостного сообщения, оценочные отношения возникают между сущностями «Россия» и «НАТО» (сущности подчеркнуты): ... Москва<sub>е</sub> неоднократно подчеркивала, что ее активность на Балтике<sub>е</sub> является ответом именно на действия НАТО<sub>е</sub> и эскалацию враждебного подхода к России<sub>е</sub> вблизи ее восточных границ ...

Многие задачи анализа тональности решаются на основе методов машинного обучения, которые, однако, требуют значительного объема обучающих данных. Одним из подходов, направленным на снижение объема ручной разметки данных, является подход *опосредованного обучения* (от англ. Distant Supervision). Опосредованное обучение предполагает выполнение автоматической разметки объемных текстовых коллекций [2] на основе некоторых дополнительных ресурсов, полученная размеченная коллекция далее используется в качестве данных для методов машинного обучения. Несмотря на большое число проведенных исследований подобного подхода разметка документов [3, 4] для задачи анализа тональности и извлечения отношений, область остается изученной лишь частично [5].

В данной работе исследуется применение языковых моделей для извлечения оценочных отношений, предобученных на основе большого автоматического размеченного корпуса извлеченных оценочных отношений по методу опосредованного обучения. Подход основан на использовании лексикона RuSentiFrames [6], который содержит описание оценочных отношений между аргументами слов-предикатов русского языка.

Таким образом, вклад настоящей работы следующий:

- Предложен подход к автоматическому порождению обучающей коллекции для извлечения оценочных отношений, включающий: (1) предварительный этап обработки коллекции для автоматического порождения списка оценочных пар, (2) автоматическую разметку нейтральных отношений.
- Проведены исследования извлечения отношений на основе корпуса RuSentRel-1.0 для языковых моделей BERT [7] с применением предложенного подхода порождения обучающей коллекции; согласно полученным результатам исследования, применение опосредованного обучения улучшает качество извлечения оценочных отношений языковыми моделями на 10-13% (трехклассовая классификация) по F1-мере и на 25% при сравнении результатов русскоязычных языковых моделей с аналогичными результатами других архитектур нейронных сетей (кросс-валидационное тестирование).

## **2. Языковые модели для извлечения отношений**

Появление архитектуры *трансформера* [8], оказало огромное влияние в решении многих задач автоматической обработки естественного языка. Эта архитектура основана на независимом применении кодировщика [7] и декодировщика [9] транс-

формера. Применение таких компонентов подразумевает выполнение этапов: (1) предварительного обучения на большом объеме неразмеченных данных и (2) дообучение под конкретную задачу обработки текстов на естественном языке. По завершении первого этапа, модели на основе таких компонентов могут быть интерпретированы как *языковые модели* – вероятностные распределения над последовательностями слов.

Основополагающей моделью на основе *декодировщика* стала GPT [9]. Актуальной на настоящий момент версией является модель GPT-3 [10]. Дообученная версия такой модели на русскоязычных данных получила название **ruGPT-3**<sup>1</sup>. В работе [11] авторы представляют модель для извлечения отношений, которая основывается на классической архитектуре трансформера [8] и дообучении GPT [9], что привело к модели под названием **TRE** [11].

В случае *кодировщиков*, основополагающей моделью стала **BERT** [7]. Такая модель предполагает в качестве входной информации последовательность, опционально разделенную специальным символом [SEP] на две независимые последовательности: TextA и TextB. Учет всех слов контекста достигается благодаря введению задачи *предсказания маскированных токенов* (от англ. Masking Language Modeling): предсказание случайного маскированного слова входной последовательности. Дополнительной задачей, призванной установить связь между TextA и TextB, стала *Natural Language Inference* (NLI), в которой требуется определить<sup>2</sup>, является ли TextB продолжением TextA. Применение языковых моделей BERT в задачах классификации выполняется с введением *классификационного слоя*, отвечающего за сопоставление входной последовательности множеству выходных классов задачи.

В области аспектно-ориентированного анализа тональности, авторы [12] предлагают подход применения модели BERT в **вопросно-ответной** постановке (Q/A, составление вопроса в TextB для последовательности TextA), и в постановке **вывода по тексту** NLI (указание ожидаемой информации в TextB, которая должна быть выведена из TextA).

Одним из направлений в развитии BERT-производных архитектур стала публикация предобученных моделей. Исходно доступный набор предобученных моделей<sup>3</sup> делится на: ориентированные под конкретные языки (английский, китайский) и мультиязыковые. Из множества мультиязыковых моделей выделим модель **mBERT**<sup>4</sup>, которая предобучена на текстовых данных 104 языков и поддержкой регистра букв в представлении входных последовательностей [7]. Модель mBERT доступна и распространена только в формате base. Для русского языка, авторами проекта DeepPavlov опубликована модель **RuBERT** [13] – дообученная версия mBERT на русскоязычных новостных данных и статьях энциклопедии

<sup>1</sup><https://github.com/sberbank-ai/ru-gpts>

<sup>2</sup>Для проведения классификации в модели вводится предусмотрен специальный токен [CLS] перед началом входной последовательности

<sup>3</sup><https://github.com/google-research/bert>

<sup>4</sup><https://huggingface.co/bert-base-multilingual-cased>

«Википедия». Модель **SentRuBERT**<sup>5</sup> является дообученной версией RuBERT коллекциями: (1) переведенных на русский язык текстами корпуса SNLI [14] сервисом Google-Translate; (2) русскоязычных текстов корпуса XNLI [15].

Другим направлением в развитии BERT-архитектур стала модификация используемых задач этапа предобучения. В модели **Electra** [16] задача предсказания маскированного слова модифицирована в задачу выявления в контексте специально подмененного слова. **RoBERTa** [17] представляет собой улучшение предобучения (задач на этапе предобучения моделей). Построение модели кросс-языкового кодировщика предложений на основе набора текстов ста различных языков [18] стало одним из применением модели RoBERTa. Такая модель получила название **XLm-R**<sup>6</sup>. **SpanBERT** [19] представляет собой модификацию BERT, ориентированную под задачу извлечения отношений (от англ. Relation Extraction) [20], посредством изменения алгоритма маскирования частей текста последовательности.

Архитектура классификационного слоя может быть также специфична для конкретной задачи. Например, для задачи извлечения отношений модель **R-BERT** [21] учитывает информацию об объектах отношения входной последовательности.

### 3. Используемые ресурсы

В п. 3.1–3.2 рассматриваются ресурсы, которые были созданы и использовались для аннотации коллекции с целью проведения опосредованного обучения моделей.

#### 3.1 Лексикон фреймов RuSentiFrames

Лексикон RuSentiFrames-2.0 описывает оценки и коннотации, передаваемые предикатом в форме отдельного слова (существительного, глагола) или словосочетания. Структура фреймов включает в себя набор специфичных для предикатов ролей и набор различных измерений (характеристик) для описания фреймов. Для обозначения ролей семантические аргументы предикатов нумеруются, начиная с нуля. Для конкретного предиката `Arg0` – это, как правило, аргумент (`Agent`), демонстрирующий свойства агента (активного участника) ситуации [22], в то время как `Arg1` это объект (`Theme`).

В основной части лексикона представлены следующие измерения:

- Отношение автора текста к указанным участникам (`Roles`);
- `Polarity` – положительная или отрицательная оценка между участниками отношений;
- `Effect` – положительный или отрицательный эффект для участников;
- `State` – положительное или отрицательное эмоциональное состояние участников, связанных с описанной ситуацией.

<sup>5</sup><https://huggingface.co/DeepPavlov/rubert-base-cased-sentence>

<sup>6</sup><https://github.com/pytorch/fairseq/tree/master/examples/xlmr>

Таблица 1: Пример описания фрейма «Одобрить» в лексиконе RuSentiFrames

Измерения фрейма «Одобрить»	Описание
roles	A0: тот, кто одобряет A1: то, что одобряется
polarity	A0→A1 , pos, 1.0 A1→A0, pos, 0.7
effect	A1, pos, 1.0
state	A0, pos, 1.0 A1, pos, 1.0

Таблица 2: Распределение вхождений отношений в лексиконе RuSentiFrames-2.0

Полярность	Класс тональности	Количество
A0→A1	pos	2558
A0→A1	neg	3289
author→A0	pos	170
author→A0	neg	1581
author→A1	pos	92
author→A1	neg	249

Все утверждения включают доверительную оценку, которая в настоящее время имеет два значения: 1 – утверждение почти всегда верно, или 0.7 – разметка по умолчанию. Утверждения о нейтральной оценке, эффекте или состоянии участников не учитываются в лексиконе.

Созданные фреймы связаны также с «семейством» слов и выражений (лексических единиц), которые имеют одинаковые тональности. Лексические единицы, связанные с фреймом, могут быть отдельными словами или словосочетаниями. RuAttitudes-2.0 сохраняет общую структуру лексикона версии 1.0. В ресурсе описано 311 фреймов, связанных с 7034 лексическими единицами. Число вхождений фреймов увеличено на 12% при сравнении с версией 1.0.

Пример формата описания фрейма «Одобрить» приведен в Таблице 1.

Таблица 2 предоставляет статистику различных типов отношений в RuSentiFrames. Для проведения автоматической разметки в методе опосредованного обучения моделей используется только отношения агента ситуации к объекту (A0→A1).

## 3.2 Новостные коллекции

Коллекции NEWS<sub>Base</sub> (2,8 млн. новостных текстов) и NEWS<sub>Large</sub> (8,8 млн. новостных текстов), используемые для извлечения отношений, состоят из русскоязычных статей и новостей крупных новостных источников, специализированных политических сайтов, опубликованных в 2017 году. Каждая статья разделена на заголовок и содержание.

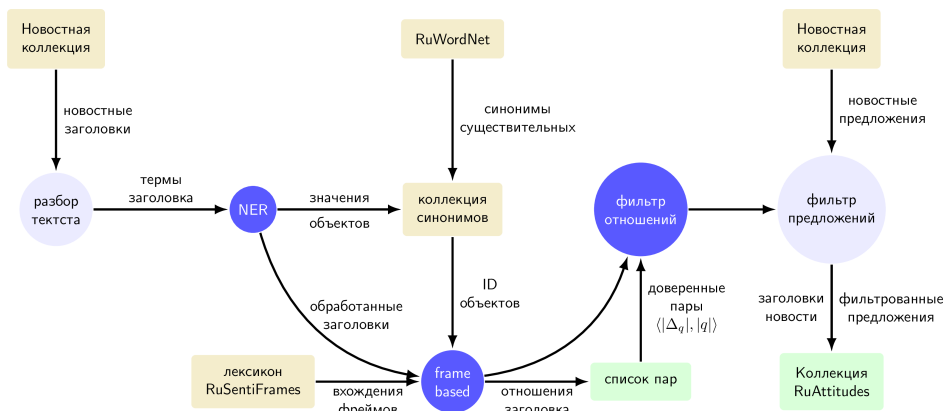


Рис. 1: Диаграмма базового рабочего процесса извлечения оценочных отношений; *прямоугольники* – источники информации; *кружки* – компоненты обработки потока данных; *стрелки* – передача информации между блоками с указанием ее типа в подписи; для произвольной пары  $q$ ,  $|\Delta_q|$  – абсолютная разница вероятностей принадлежности положительному и отрицательному классам ( $|\Delta_q| \in [0, 1]$ ), и  $|q|$  – число соответствующих отношений

#### 4. Описание подхода

Основные предположения подхода состоят в следующем:

- отношения между сущностями, упоминаемыми в новости, в большинстве случаев наиболее четко и просто выражаются в заголовке новости;
- появление предиката из RuSentiFrames (FRAME-BASED) в заголовке позволяет достаточно надежно извлечь отношения между именованными сущностями;
- суммирование выделенных отношений по большой коллекции позволяет выделить основную тональность отношений между сущностями (PAIR-BASED фактор);
- для формирования автоматически размеченной коллекции выбираются заголовки новостей, в которых тональность отношений между сущностями, выделенная на основе фреймов (FRAME-BASED) совпадает с насчитанной тональностью по коллекции для этих сущностей (PAIR-BASED) – так называемые доверенные отношения;
- в размеченную коллекцию также включаются предложения из тела новости с выбранным заголовком, поскольку предполагается, что в среднем тональность отношения между сущностями внутри новости соответствует тональности отношения в заголовке. При этом предложения из тела новости имеют более разнообразную структуру.

Полученный набор данных с автоматически размеченными оценочными отношения-

ми получил название RuAttitudes2017. Рис. 1 иллюстрирует процесс автоматической разметки<sup>7</sup> новостной коллекции.

## 4.1 Извлечение оценочных отношений из новостных статей

Для извлечения оценочных отношений требуются следующие ресурсы, полученные автоматически:

- Извлеченные именованные сущности;
- Список синонимов;
- Список пар сущностей с предварительно заданной тональностью отношений.

Для извлечения именованных сущностей используется предобученная модель BERT<sub>Mult-OntoNotes</sub> библиотеки DeepPavlov<sup>8</sup>. Такая модель обучена на коллекции OntoNotes [23], разметка которой включает 19 типов сущностей. Для каждой именованной сущности фиксируется ее значение ( $v$ ) и тип.

Для сопоставления одних и тех же именованных сущностей, представленных в разных словоформах выполняется, применяется отображение  $G$ :

$$G : V \rightarrow G \quad (1)$$

где  $V = \{v_1, \dots, v_{|V|}\}$  – множество допустимых значений именованных сущностей,  $G$  – множество индексов групп. Среди всего множества типов именованных сущностей используются подмножество типов  $O_{valid}$ , включающее: организации (ORG), людей (PER), геополитические сущности (GPE). Отображение  $G$  определяется на основе *коллекции синонимов* (см. рис. 1), который в свою очередь пополняется в процессе обработки новостных документов. Сущности  $e_1$  и  $e_2$  принадлежат одной группе  $g \in G$ , если совпадают их *нормальные формы*. В качестве нормальной формы именованной сущности используется:

1. Лемматизированная форма значения сущности<sup>9</sup>;
2. Ресурс RuWordNet [24] для получения названия синонимичной группы лемматизированной формы (если значение найдено).

В результате можно автоматически сгруппировать такие синонимы, как: (США, Соединенные Штаты), (Россия, Российская Федерация, РФ).

**Составление списка пар** выполняется для обработанных заголовков новостей и подразумевает извлечение оценочно-достоверных отношений. Пусть имеется заголовок в лемматизированном представлении, с множеством выделенных в нем именованных сущностей  $E$ . С помощью лексикона RuSentiFrames, из текста заголовка извлекаются вхождения фреймов. Следующим шагом выполняется извлечение достоверных пар сущностей. Пара  $\langle e_i, e_j \rangle$ , где  $e_i, e_j \in E$  считается *достоверной*, если выполнены следующие условия:

<sup>7</sup><https://github.com/nicolay-r/RuAttitudes/tree/v2.0>

<sup>8</sup><http://docs.deeppavlov.ai/en/0.11.0/features/models/ner.html>

<sup>9</sup>Применяется пакет Yandex Mystem



Таблица 3: Список наиболее позитивно и негативно ориентированных доверенных пар при ограничениях ( $|\Delta_q| \geq 0.8$ ,  $|A_q| \geq 150$ ); содержимое упорядочено по  $\Delta_q$ ; пары равные по параметру  $\Delta_c$  упорядочены относительно  $|q|$ : по-убыванию ( $\Delta_q > 0$ ), по-возрастанию ( $\Delta_q < 0$ )

A0	A1	$\Delta_q$	$ A_q _{pos}$	$ A_q _{neg}$
МВД России	Российская Федерация	1.00	256	0
Путин	Министерство Внутренних дел	0.91	150	7
Канада	Украина	0.90	218	11
Пентагон	Украина	0.90	147	8
Порошенко	НАТО	0.88	244	16
Порошенко	Совет Национальной Безопасности и Обороны	0.87	173	12
Путин	Макрон	0.86	186	14
Афганистан	Россия	0.85	166	13
Европейский Парламент	Украина	0.84	273	23
Украина	МВФ	0.80	204	23
Трамп	ИГИЛ	-0.79	24	200
Россия	ИГИЛ	-0.79	60	516
Гройсман	Донбасс	-0.82	23	232
Турция	ИГИЛ	-0.83	14	149
Россия	Siemens	-0.83	19	204
Израиль	ООН	-0.85	12	144
Азербайджан	Армения	-0.93	14	412
Карабах	Азербайджан	-0.94	10	346
ЕС	Siemens	-1.00	0	186

1. Именованная сущность  $e_i$  упомянута раньше  $e_j$ ;
2. Индексы синонимичных групп участников  $g_i$  и  $g_j$  различаются;
3. Участники и все именованные сущности между ними принадлежат  $O_{valid}$ ;
4. Все фреймы, входящие между участниками отношений, имеют полярность типа  $A0 \rightarrow A1$ .

Далее, достоверная пара  $\langle e_i, e_j \rangle$  отправляется в список пар в виде кортежа:

$$a = \langle g_i, g_j, l \rangle \quad g_i, g_j \in G \quad (2)$$

$l$  – оценка пары, которая назначается следующим образом: pos (все вхождения фреймов между  $e_i$  и  $e_j$  имеют pos оценку для  $A0 \rightarrow A1$ ), neg (иначе).

Таким образом, результирующий *список пар* (см. рис. 1) представляет собой множество достоверных пар  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{|A|}\}$ , извлеченных из всех заголовков документов новостной коллекции.

**Извлечение доверенных пар.** На основе множества  $A$  можно составить наиболее положительно и отрицательно ориентированные пары. Ориентация некоторой пары  $q = \langle g_i, g_j \rangle$  к классу  $c \in \{\text{pos}, \text{neg}\}$  вычисляется по формуле:

$$p(q|c) = \frac{|\{\langle g_i, g_j, l \rangle \mid l = c\}|}{|A_q|} \quad (3)$$

Заголовок
Тиллерсон <sub>е</sub> : США <sub>е</sub> не снимают <i>санкции</i> <sub>neg</sub> с РФ <sub>е</sub> до возвращения Крыма <sub>е</sub>
↓ США→РФ <sub>neg</sub>
Предложение
Госсекретарь США <sub>е</sub> Рекс Тиллерсон <sub>е</sub> , выступая в Брюсселе <sub>е</sub> на встрече глав МИД <sub>е</sub> , входящих в состав НАТО <sub>е</sub> , заявил, что санкции с России <sub>е</sub> будут сняты только после возвращения Крыма <sub>е</sub> , сообщает CNN <sub>е</sub> .

Рис. 2: Пример поиска отношения США→РФ<sub>neg</sub> в предложениях новости.

где  $A_q$  – подмножество множества  $A$ , элементы которого соответствуют паре  $q$ . *Оценочная ориентация* пары  $q$  определяется по формуле:

$$\Delta_q = p(q|\text{pos}) - p(q|\text{neg}) \tag{4}$$

Результирующая оценка для  $q$  определяется на основе знака выражения формулы 4: pos ( $\Delta_{q'} > 0$ ), neg ( $\Delta_{q'} < 0$ ). Таким образом, для извлечения и составления множества доверенных пар  $A'$  необходимо задать пороговые значения для  $|\Delta_q|$  и  $|A_q|$ . В таблице 3 приведены примеры доверенных пар в результате анализа новостной коллекции NEWS<sub>Large</sub> при  $|\Delta_q| \geq 0.8$  и  $|A_q| \geq 150$ .

**Извлечение оценочных отношений** представляет собой процесс отбора достоверных пар (см. формула 2). Достоверная пара считается оценочным отношением, если она принадлежит множеству доверенных пар  $A'$ .

Извлеченные из заголовков новостей отношения затем передаются на этап *фильтрации предложений* для поиска таких же отношений в предложениях новости. Отношение из заголовка новости присутствует в предложении новости, если предложение содержит упоминание обоих участников. На рисунке 2 показано дополнительно извлеченное предложение с упомянутым в нем отношением заголовка.

Дополнительно проводится разметка нейтральных отношений в заголовке и предложениях новости. Пара именованных сущностей  $\langle e_1, e_2 \rangle$  заголовка или предложения считается нейтральной, если выполнены следующие условия:

- Сущность  $e_1$  упомянута в тексте перед  $e_2$  и имеет тип из множества  $O_{valid}$ ;
- Сущность  $e_2$  имеет тип LOC и не находится в списке стран/столиц;
- Участники  $e_1$  и  $e_2$  не принадлежат одной синонимичной группе, а также отношения  $\langle e_1, e_2 \rangle$  и  $\langle e_2, e_1 \rangle$  не содержатся в разметке оценочных отношений.

## 4.2 Автоматическая разметка отношений и анализ результатов

Поэтапная статистика применения потока обработки рис. 1 к новостным коллекциям приведена таблице 4. Результатом применения подхода автоматической разметки новостных статей стали коллекции RuAttitudes2017, созданные независимо в результате обработки NEWS<sub>Base</sub> и NEWS<sub>Large</sub>. Рассмотрим подробнее статистику каждого из этапов обработки новостных текстов.

На первом этапе составляется список пар на основе статистики проанализиро-

Таблица 4: Статистика автоматической разметки текстов и предложений из новостных коллекций  $NEWS_{Base}$  и  $NEWS_{Large}$ ; выделенные зеленым цветом результаты соответствуют статистике полученных ресурсов в результате обработки новостных коллекций

Этап	Параметр		
Коллекция	Тип новостной коллекции	$NEWS_{Base}$	$NEWS_{Large}$
	Документы	$2.8 \cdot 10^6$	$8.8 \cdot 10^6$
FRAME-BASED	Отношений с участниками между объектами	867481	2481426
	Отношений без фреймов между участниками	38%	39%
	Отношений без $A0 \rightarrow A1$	12%	12%
	Отношений, перед участниками которых предлоги «в» и «на»	15%	15%
	Отношений из заголовков	302319	843799
Список пар	Число пар	100329	247876
	Доверенных пар	887	2372
	$( \Delta_q  \geq 0.3,  A_q  \geq 25)$	1%	1%
	Отношений сопоставленных с доверенными парами	65588	200009
Фильтрация отношений заголовка	Извлечено	65588	200009
	- Разная оценка	13583	42627
		21%	21%
	- Одинаковая оценка	52005	157382
		79%	79%
Фильтрация	Извлечено предложений	39152	117791
RuAttitudes	Версия	2017-Base	2017-Large
	Новостей	44017	134442
	Отношений на новость	2.28	2.26
	Предложений на новость	0.89	0.88
Нейтральные отношения	Версия	2017-Base	2017-Large
	Добавлено отношений	5428	17790
		5.72%	6.23%
	Отношений на новость	0.12	0.13
	Отношений на предложение	0.03	0.03

ванных отношений заголовков методом FRAME-BASED. Среди всех заголовков отбираются *достоверные* отношения, для которых верно (согласно п. 4.1): как оба участника отношения, так и объекты между ними находятся в  $O_{valid}$ . Статистика процентного соотношения числа отвергнутых отношений следующая: 38% без вхождений фреймов между сущностями, 12% относятся к случаю, когда значение  $A0 \rightarrow A1$  в найденных вхождении фреймов не определено. Оставшиеся 49% отношений от первоначального числа были дополнительно проанализированы на предмет ошибок. Одной из самых частых ошибок является наличие русских предлогов «в» и «на», по крайней мере, перед одним из участников отношения. Наличие таких предлогов в большинстве случаев связано с месторасположением, которое обычно не является субъектом или объектом отношения: *Крым*<sub>е</sub> *бросит вызов Киеву*<sub>е</sub>. «в» *ООН*<sub>е</sub> *представляют резолюцию о преступлениях против людей «на» Украине*<sub>е</sub>, *включая убийства и похищения*. Таким образом, 35% от изначального числа отношений были отмечены корректными и переданы в список *доверенных пар*. Таблица 3 приводит список наиболее положительно и отрицательно ориентированных пар коллекции  $NEWS_{Large}$ .

На втором этапе производится фильтрация отношений из заголовков и предло-

Таблица 5: Примеры наиболее частотных, нейтрально размеченных отношений из корпуса RuAttitudes2017<sub>Large</sub>

A0	A1	Вхождений	Процент
КНДР	корейский полуостров	301	1.7%
Россия	ближний восток	232	1.3%
США	Баренцево море	204	1.1%
Иран	ближний восток	189	1.1%
Япония	Курилы	172	1.0%
США	ближний восток	166	0.9%
РФ	Курилы	163	0.9%
Волгоград	река волга	155	0.9%
Правительство РФ	волга	120	0.7%
Япония	Южный Курилы	115	0.6%
КНДР	Тихий Океан	103	0.6%
Сирия	Тивериадский Озеро	93	0.5%
НАТО	Североатлантический	92	0.5%
Гуам	Тихий Океан	79	0.4%
Израиль	Тивериадский Озеро	74	0.4%
Россия	Арктика	73	0.4%

жений новостей (см. Таблицу 4). Для извлечения доверенных пар используются следующие параметры:  $|\Delta_q| \geq 0.3$ ,  $|q| \geq 25$ . В результате, 22-24% достоверных отношений из заголовков были сопоставлены с доверенными парами, среди которых 79% отношений совпадали с оценками соответствующих пар. Такие новости с отношениями в заголовках передавались на этап фильтрации предложений. Дополнительный выбор новостных предложений позволил увеличить объем разметки на 89%, предоставляя предложения с разметкой отношений в них.

Объем извлеченных нейтральных отношений составил 5-6% от общего числа оценочных отношений коллекций RuAttitudes2017. Расширенные версии коллекций получили названия 2017-Base и 2017-Large для NEWS<sub>Base</sub> и NEWS<sub>Large</sub> соответственно. Среди объектов таких пар, в большинстве случаев, к сущности типа LOC относятся: моря, озера, острова, реки, и т.д (см. таблицу 5).

## 5. Эксперименты

### 5.1 Корпус RuSentRel

Корпус предоставляет 75 больших аналитических текстов по международной политике с портала ИНОСМИ<sup>10</sup>, размеченных с выделением порядка 2000 оценочных отношений между упомянутыми в текстах сущностями. Общая статистика корпуса по фиксированному разделению документов на обучающее и тестовое множества, приведена в таблице 6. В текстах статей автоматически размечены именованные сущности по четырем классам: личности (PER), организации (ORG), места (LOC), геополитические сущности (GEO). Общее число размеченных именованных сущностей составляет 15.5 тысяч.

<sup>10</sup>inosmi.ru

Таблица 6: Параметры корпуса RuSentRel-1.0 с фиксированным разбиением на обучающую и тестовые коллекции

Коллекция	Обучающая	Тестовая
Документов	44	29
Предложений (ср./док.)	74.5	137
Упомянутых сущностей ( <i>NE</i> ) (ср./док.)	194	300
Сущностей (ср. на документ)	33.3	59.9
Положительных пар сущностей (ср./док.)	7.23	14.7
Негативных пар (ср./док.)	9.33	15.6
Расстояние между <i>NE</i> в предложении (в словах)	10.2	10.2
Нейтральных пар (ср./док.)	120	276

Разметка отношений поделена на два типа: (1) отношение автора к упомянутой именованной сущности; (2) отношения субъектов, переданное от одних именованных сущностей к другим именованным сущностям. Отношения фиксируются тройками, и рассматриваются не для каждого предложения, а по документу в целом. Оценка отношения может быть отрицательной (neg), либо положительной (pos); например: (Автор, США, neg), (США, Россия, neg). Нейтральные а также отсутствующие отношения в корпусе не зафиксированы. В текстах некоторых статей встречаются отношения с различными классами тональности для одинаковых субъектов по отношению к одинаковым объектам ввиду следующих причин [1]:

- Сравнения оценок предыдущих отношений с текущими на момент построения корпуса (например, между Россией и Турцией);
- Автор статьи может упомянуть отношение к субъекту в прошлом и обозначить изменение этой оценки в настоящее время.

В подобных случаях предполагается текущее (на момент создания корпуса) состояние отношения.

## 5.2 Контекстное представление отношений

Основное предположение о наличии оценочного отношения между парой сущностей в тексте документа – относительно короткое расстояние между ними. *Контекст* – ограниченный по длине фрагмент текста<sup>11</sup>, содержащий не менее двух именованных сущностей. *Контекст соответствует отношению*, когда одновременно как субъект, так и объект отношения (либо их синонимы) присутствуют в контексте. Таким образом, для пары некоторой пары именованных сущностей  $\langle e_s, e_o \rangle$  можно выделить множество соответствующих контекстов.

Для некоторого документа коллекции RuAttitudes, обозначим  $P$  – множество пар именованных сущностей, а  $C$  – множество контекстов, составленных на основе элементов из  $P$ . Тогда, произвольный контекст  $c \in C$  рассматривается как *оценочный*, если соответствующая пара  $\langle e_s, e_o \rangle \in P$ , для которой такой контекст был составлен, присутствует в разметке документа. В противном случае контекст счита-

<sup>11</sup> В данной работе такой фрагмент подразумевается частью одного предложения

Контекст
Говорить о разделении <u>кавказского региона</u> из-за конфронтации <u>России</u> <sub>subj</sub> и <u>Турции</u> <sub>obj</sub> пока не приходится, хотя опасность есть.
↓
Термы входного контекста
TextA: Говорить о разделении <u>Е</u> из-за конфронтации <u>Е</u> <sub>subj</sub> и <u>Е</u> <sub>obj</sub> не-приходится <COMMA> хотя опасность есть <DOT>
TextBQA: <u>Е</u> <sub>subj</sub> к <u>Е</u> <sub>obj</sub> в контексте « <u>Е</u> <sub>subj</sub> и <u>Е</u> <sub>obj</sub> »
TextB <sub>NLI</sub> : Что вы думаете по поводу отношения <u>Е</u> <sub>subj</sub> к <u>Е</u> <sub>obj</sub> в контексте : « <u>Е</u> <sub>subj</sub> и <u>Е</u> <sub>obj</sub> » ?

Рис. 3: Пример преобразования контекста в последовательности TextA и TextV языковых моделей BERT; для TextV приводятся форматы: Q/A (вопросно-ответный), NLI (указание контекста между участниками)

ется *нейтральным*. Таким образом, процесс извлечения оценочных отношений может быть сведен к классификационной задаче на уровне контекстов последующим отображением контекстных отношений на уровень документа. Оценка контекста с выделенным в нем парой  $\langle e_s, e_o \rangle$  может быть позитивной (pos), негативной (neg), или *нейтральной* (neu). Процесс извлечения подразумевает отбор контекстов, которые не являются нейтральными. Для отображения контекстных отношений на уровень документов используется функция *вычисления среднего значения* среди полученных оценок по всем контекстам рассматриваемого отношения [25].

**Преобразование контекста.** Для устранения возможности принятия решения моделями на основе статистики и значений сущностей контекста, применяется *маскирование сущностей*. Используются следующие типы масок: Е<sub>subj</sub> (субъект и его синонимы), Е<sub>obj</sub> (объект и его синонимы), и Е для остальных сущностей. Для нейронных сетей дополнительно применяется: лемматизация термов контекста, разметка знаков препинания, разметка вхождений фреймов [26, 27]. Пример форматирования входных последовательностей для языковых моделей BERT приведен на рис. 3. Для TextV рассматриваются форматы [12]: C (TextV не используется), Q/A (вопросно-ответный), NLI (указание контекста между участниками, п. 2).

**Составление входных контекстов.** Таблица 7 приводит статистику числа извлеченных контекстов<sup>12</sup> из коллекций RuSentRel и RuAttitudes. В опосредованном обучении используются следующие версии 2017-Base, 2017-Large.

### 5.3 Обучение и оценка качества моделей

Обучение и оценка моделей организованы в формате следующих экспериментов:

1. *Двуклассовая* [5], в котором все модели должны определить класс pos/neg заведомо оценочного отношения<sup>13</sup>;

<sup>12</sup>Параметр, отвечающий за максимально допустимое расстояние в термах между участниками отношений контекста [26, 27] не рассматривается, так как такое ограничение оказывает влияние на результирующую разметку и отсутствие в ней некоторых контекстов.

<sup>13</sup>В двуклассовом эксперименте контексты нейтрального класса (neu) коллекций RuAttitudes2017 не рассматриваются ввиду отсутствия такого класса в эксперименте. Аналогичная ситуация и для кол-

Таблица 7: Число контекстов, извлеченных на этапе подготовки данных из коллекций RuAttitudes и обучающего множества коллекции RuSentRel; максимально допустимое число термов в контексте ограничено значением 50.

Коллекция	pos	neg	neu
RuSentRel (обучающее множество)	551	727	6530
RuAttitudes (2017-Base)	38809	55725	4723
RuAttitudes (2017-Large)	123281	161275	15429

2. *Трехклассовая*, в которой каждая модель может классифицировать контекст с отношением на pos, neg и neu классы.

Оценка качества моделей производилась на основе метрик:  $P$  (точность),  $R$  (полнота), и  $F_1^{PN}$ -мера. Для оценки моделей принимается показатель макро-усреднений ( $F_{1-macro}$ ) над документами по оценочным классам  $P$  (позитивный) и  $N$  (негативный):

$$F_{1-mean}^{PN} = \frac{(F_{1-macro}^P + F_{1-macro}^N)}{2} \quad (5)$$

Оценка качества моделей выполнялась в рамках корпуса RuSentRel в следующих форматах: *фиксированный* (фиксированное тестовое подмножество документов), и *кросс-валидационный* (3-кратная кросс-валидационная проверка<sup>14</sup>);

Обучение моделей проводилось в следующих режимах:

1. *Обучение с учителем* – обучение на составленных контекстах оценочных отношений ручной разметки коллекции RuSentRel обучающего множества документов (см. таблицу 6);
2. *Применение опосредованного обучения* – обучение моделей на основе контекстов оценочных отношений коллекций RuSentRel (обучающее множество документов) и RuAttitudes.

Опосредованное обучение выполняется в форматах:

- *Предобучение* – модели изначально обучались с использованием опосредованного обучения RuAttitudes (после следует *дообучение* контекстами коллекции RuSentRel);
- *Объединенное обучение* – процесс обучения с объединенным набором данных коллекций RuAttitudes и RuSentRel;

Перед обучением применяется балансировка данных по числу контекстов классов тональности *методом дублирования* (от англ. Oversampling) для достижения объема, равного числу контекстов наибольшего класса<sup>15</sup>.

лекции RuSentRel, из которой рассматриваются только такие контексты, которые заведомо содержат оценочные отношения эталонной разметки.

<sup>14</sup>Разбиения проведены с точки зрения сохранения одинакового числа предложений в каждом из них.

<sup>15</sup>В случае объединенного обучения на коллекциях RuSentRel и RuAttitudes, балансировка применяется после объединения извлеченных контекстов обеих коллекций.

Для объединенного обучения, алгоритм объединения зависит от формата оценки моделей. При *кросс-валидационном*, в каждом разбиении объединяется коллекция RuAttitudes с каждым обучающим блоком RuSentRel. При *фиксированном*, обучающий набор представляет собой комбинацию RuAttitudes с фиксированным обучающим множеством документов RuSentRel.

Измерение средних значений *точности* проводилось каждые 5 эпох. Оценка моделей производится на основе результатов последней эпохи обучения. Процесс обучения завершается в случае (1) превышения точности разметки на обучающей части<sup>16</sup> в 98%, (2) превышения лимита в 200 эпох. Для избежания проблем переобучения моделей предусмотрено использование механизма *dropout*, а также экранирование значение именованных сущностей входных контекстов.

**Для нейронных сетей.** В качестве настройки нейронных сетей выбраны параметры работы [26]. Выбор коэффициента скорости обучения зависел от формата обучения: 0.1 (объединенное и предварительное обучение), 0.01 (дообучение).

**Для языковых моделей.** Опосредованное обучение моделей BERT организовано в формате предобучения с последующим дообучением. Предварительное обучение языковых моделей составляет 5 эпох. В качестве настроек обучения языковой модели используются параметры по-умолчанию [7], за исключением параметра прогрева модели (применение повышенной скорости обучения на начальном этапе). Значение такого коэффициента равно 1 на этапе предобучения модели, и 0.1 на этапе дообучения (по-умолчанию). Ограничение по длине входной последовательности выбрано в 128 токенов. Такое ограничение позволяет покрыть  $\approx 95\%$  примеров без проведения усечений длин контекстов.

## 5.4 Описание моделей и результаты их применения

Список моделей нейронных сетей, выбранных для экспериментов:

- **CNN, PCNN** – модели сверточных нейронных сетей [28];
- **AttCNN<sub>e</sub>, AttPCNN<sub>e</sub>** – модели с кодировщиками на основе механизма внимания; *e* указывает на применения участников отношения ( $\underline{E}_{obj}$ ,  $\underline{E}_{subj}$ ) в качестве аспектов в механизме внимания [26];
- **LSTM, BiLSTM, Att-BLSTM** [26] – модели с кодировщиками на основе рекуррентных нейронных сетей LSTM [29].

Список используемых языковых моделей: mBERT [7], RuBERT, SentRuBERT. В качестве исследуемых форматов представления последовательности TextB рассматривается множество  $Z = \{C, NLI, QA\}$  (см. п. 5.2). При обучении с учителем исследуются форматы представления TextB из множества  $Z$ . Применение опосредованного обучения выполняется в формате предобучения моделей с представлением последовательности TextB в формате NLI (далее обозначено как  $NLI_P$ ) с последующим

<sup>16</sup>Ввиду относительно небольшого размера корпуса, разделение рассматривается только на обучающую и тестовые части (п. 5.1)



Таблица 8: Результаты применения опосредованного обучения для моделей с кодировщиками на основе сверточных и рекуррентных нейронных сетей, а также моделей с механизмом внимания; результаты обучения с учителем отмечены прочерком в колонке «Версия RA»; наилучший результат по каждой модели выделен жирным шрифтом; результаты опосредованного обучения, превосходящие аналогичные при обучении с учителем отмечены подчеркиванием

Модель	Версия RA	Дообучение				Объединенное обучение			
		Двуклассовая		Трехклассовая		Двуклассовая		Трехклассовая	
		$F1_{cv}^a$	$F1_t$	$F1_{cv}^a$	$F1_t$	$F1_{cv}^a$	$F1_t$	$F1_{cv}^a$	$F1_t$
CNN	2017-Large	<b>68.2</b>	<b>69.8</b>	<u>28.6</u>	<b>36.1</b>	<b>70.0</b>	<b>74.3</b>	<b>32.8</b>	39.6
CNN	2017-Base	67.0	66.8	<b>29.8</b>	33.1	62.8	67.2	31.1	<b>40.3</b>
CNN	—	63.6	65.9	28.7	31.4	63.6	65.9	28.7	31.4
PCNN	2017-Large	<u>66.1</u>	<b>70.8</b>	29.8	32.1	<b>69.5</b>	<u>70.5</u>	31.6	<b>39.7</b>
PCNN	2017-Base	<b>66.9</b>	69.4	<b>30.5</b>	<b>33.6</b>	65.8	<b>71.2</b>	<b>31.9</b>	38.3
PCNN	—	64.4	63.3	29.6	32.5	64.4	63.3	29.6	32.5
LSTM	2017-Large	<b>69.9</b>	<b>70.4</b>	<b>30.5</b>	<b>33.7</b>	<b>68.0</b>	<b>75.4</b>	31.6	<b>39.5</b>
LSTM	2017-Base	66.1	64.6	27.6	32.7	65.2	69.9	31.5	37.2
LSTM	—	61.9	65.3	27.9	31.6	61.9	65.3	27.9	31.6
BiLSTM	2017-Large	62.1	64.0	28.4	<b>35.4</b>	<b>71.2</b>	68.4	32.0	38.8
BiLSTM	2017-Base	<b>65.6</b>	66.4	28.0	31.8	68.0	68.4	32.0	<b>39.5</b>
BiLSTM	—	62.3	<b>71.2</b>	<b>28.6</b>	32.4	62.3	<b>71.2</b>	28.6	32.4
AttCNN <sub>e</sub>	2017-Large	<b>65.9</b>	<b>67.5</b>	28.0	<b>35.0</b>	66.8	<b>72.7</b>	30.9	<b>39.9</b>
AttCNN <sub>e</sub>	2017-Base	62.6	65.7	<b>28.4</b>	<u>33.5</u>	<b>68.0</b>	<u>69.2</u>	<b>31.3</b>	<u>37.6</u>
AttCNN <sub>e</sub>	—	65.0	66.2	27.6	29.7	65.0	66.2	27.6	29.7
AttPCNN <sub>e</sub>	2017-Large	<b>66.8</b>	69.6	27.9	32.5	<b>70.2</b>	67.8	<b>32.2</b>	<b>39.9</b>
AttPCNN <sub>e</sub>	2017-Base	63.3	<b>69.9</b>	<b>30.0</b>	<u>34.8</u>	<u>68.2</u>	<u>68.9</u>	31.8	38.9
AttPCNN <sub>e</sub>	—	64.3	63.3	29.9	32.6	64.3	63.3	29.9	32.6
IAN <sub>e</sub>	2017-Large	64.5	65.7	28.5	30.7	<u>69.1</u>	<b>72.6</b>	30.7	<u>36.7</u>
IAN <sub>e</sub>	2017-Base	<u>64.5</u>	<b>66.9</b>	27.5	<b>33.5</b>	<b>69.8</b>	<u>70.6</u>	30.7	<u>36.7</u>
IAN <sub>e</sub>	—	60.8	63.5	<b>30.8</b>	32.2	60.8	63.5	<b>30.8</b>	32.2
Att-BLSTM	2017-Large	<b>70.3</b>	67.0	<b>28.8</b>	33.3	<u>66.2</u>	<b>71.2</b>	31.0	<u>37.3</u>
Att-BLSTM	2017-Base	65.7	65.7	<u>28.5</u>	<b>33.7</b>	65.7	<u>69.7</u>	<b>31.8</b>	<b>40.1</b>
Att-BLSTM	—	65.7	68.2	27.5	32.3	65.7	68.2	27.5	32.3
Среднее $\Delta(F1)$	2017-Large	<b>+5.3%</b>	<b>+4.1%</b>	+0.4%	<b>+6.5%</b>	<b>+8.7%</b>	<b>+8.9%</b>	<b>+10.6%</b>	<b>+23.4%</b>
Среднее $\Delta(F1)$	2017-Base	+3.0%	+1.8%	+0.4%	+6.0%	+5.3%	+5.5%	+10.1%	+22.2%
Среднее	—	63.5	65.9	28.8	31.8	63.5	65.9	28.8	31.8

дообучением на одном из представлений множества  $Z$ .

Для результатов моделей, обученных с применением опосредованного обучения ( $F1_a$ ) и обучения с учителем ( $F1_b$ ), оценка прироста качества опосредованного обучения подразумевает вычисление процентного соотношения по формуле:

$$\Delta(F1) = \left( \frac{F1_a}{F1_b} - 1 \right) \cdot 100 \quad (6)$$

**Результаты нейронных сетей.** В таблице 8 представлены результаты экспериментов для моделей нейронных сетей<sup>17</sup>. Средний результат по всем моделям при обучении с учителем приведен в последнем ряду таблицы. Результаты на фиксированном  $F1_t$  выше чем по метрике  $F1_{cv}^a$  на 4% в случае двуклассового эксперимента на

<sup>17</sup><https://github.com/nicolay-r/neural-networks-for-attitude-extraction/tree/0.20.5>

Таблица 9: Результаты применения опосредованного обучения для моделей BERT с различными представления контекста TextV; символ « $P$ » указывает тип предобученной модели; результаты обучения с учителем отмечены прочерком в колонке «Версия RA»; наилучший результат по каждой модели выделен жирным шрифтом; результаты опосредованного обучения, превосходящие аналогичные при обучении с учителем отмечены подчеркиванием

Модель	Версия RA	Дообучение			
		Двухклассовая		Трехклассовая	
		$F1_{cv}^a$	$F1_t$	$F1_{cv}^a$	$F1_t$
mBERT (NLI <sub>P</sub> + C)	2017-Large	68.9	67.7	<b>30.5</b>	<b>31.1</b>
mBERT (NLI <sub>P</sub> + C)	2017-Base	<b>72.9</b>	<b>71.5</b>	<b>30.3</b>	<b>37.6</b>
mBERT (C)	—	67.0	68.9	26.9	30.0
mBERT (NLI <sub>P</sub> + QA)	2017-Large	69.6	65.2	<b>30.1</b>	<b>35.5</b>
mBERT (NLI <sub>P</sub> + QA)	2017-Base	<b>74.4</b>	<b>71.4</b>	29.5	32.4
mBERT (QA)	—	66.5	65.4	28.6	33.8
mBERT (NLI <sub>P</sub> + NLI)	2017-Large	<b>69.4</b>	68.2	<b>33.6</b>	36.0
mBERT (NLI <sub>P</sub> + NLI)	2017-Base	69.2	<b>69.6</b>	31.1	<b>37.5</b>
mBERT (NLI)	—	67.8	58.4	29.2	37.0
RuBERT (NLI <sub>P</sub> + C)	2017-Large	<b>70.0</b>	<b>69.8</b>	35.6	35.4
RuBERT (NLI <sub>P</sub> + C)	2017-Base	68.2	68.4	34.9	35.6
RuBERT (C)	—	67.8	66.2	<b>36.8</b>	<b>37.6</b>
RuBERT (NLI <sub>P</sub> + QA)	2017-Large	<b>69.6</b>	68.2	34.8	37.0
RuBERT (NLI <sub>P</sub> + QA)	2017-Base	68.6	<b>68.5</b>	<b>38.0</b>	<b>39.1</b>
RuBERT (QA)	—	69.5	66.2	32.0	35.3
RuBERT (NLI <sub>P</sub> + NLI)	2017-Large	<b>71.0</b>	<b>68.6</b>	<b>36.8</b>	39.9
RuBERT (NLI <sub>P</sub> + NLI)	2017-Base	67.0	66.9	36.1	39.4
RuBERT (NLI)	—	68.9	66.4	29.4	39.6
SentRuBERT (NLI <sub>P</sub> + C)	2017-Large	<u>70.0</u>	<u>69.8</u>	<u>37.9</u>	<b>39.8</b>
SentRuBERT (NLI <sub>P</sub> + C)	2017-Base	<b>70.3</b>	<u>68.1</u>	<b>38.5</b>	<u>39.0</u>
SentRuBERT (C)	—	69.3	65.5	34.0	35.2
SentRuBERT (NLI <sub>P</sub> + QA)	2017-Large	69.6	64.2	<b>38.4</b>	<b>41.9</b>
SentRuBERT (NLI <sub>P</sub> + QA)	2017-Base	68.6	<u>67.5</u>	<u>35.5</u>	33.6
SentRuBERT (QA)	—	70.2	67.1	34.3	38.9
SentRuBERT (NLI <sub>P</sub> + NLI)	2017-Large	<u>70.2</u>	<u>67.7</u>	<b>39.0</b>	<u>38.0</u>
SentRuBERT (NLI <sub>P</sub> + NLI)	2017-Base	<b>70.6</b>	<b>69.0</b>	35.4	<b>40.6</b>
SentRuBERT (NLI)	—	69.8	67.6	33.4	32.7
Среднее- $\Delta(F1)$	2017-Large	+1.8%	+3.7%	<b>+13.5%</b>	+10.0%
Среднее- $\Delta(F1)$	2017-Base	<b>+2.8%</b>	<b>+4.6%</b>	+11.4%	<b>+11.7%</b>
Среднее	—	68.5	65.7	31.6	35.6

10% при трехклассовой классификации. При дообучении моделей, прирост качества варьируется в диапазоне 2-5% и  $\approx 0.4$ -7% для двух и трех-классовых форматов соответственно. При совместном обучении такой показатель увеличивается вдвое в случае двухклассовой классификации (5-9%) и более чем в 3 раза при трехклассовой классификации:  $\approx 10.5\%$  по  $F1_{cv}$  и  $\approx 23\%$  по метрике  $F1_t$ . Наибольший прирост качества достигается при использовании RuAttitudes2017<sub>Large</sub>.

**Языковые модели.** Результаты экспериментов приведены в таблице 9. Средний результат по всем моделям при обучении с учителем приведен в последнем ряду таблицы. Сравнивая такие показатели с аналогичными из таблицы 8, замена нейронных сетей на языковые модели повышает качество оценки на 7.8% ( $F1_{cv}^a$ ) в двухклассовом, и на 9.7% ( $F1_{cv}^a$ ) и 12% ( $F1_t$ ) в трехклассовом. Смена формата обучения в языковых моделях на опосредованное оказывает прирост в  $\approx 2$ -5%

Таблица 10: Оценка времени в трехклассовом эксперименте с фиксированным набором документов обучающей части коллекции RuSentRel при различных форматах обучения моделей; для языковых моделей приводится среднее время оценки по различным форматам представления входных данных

Модель	Версия RA	с учителем Время <sub>эпох</sub>	предобучение Время <sub>эпох</sub>	дообучение Время <sub>эпох</sub>
Число используемых GPU		1	2	1
Контекстов в секунду		31	62	31
mBERT	2017-Large	—	8:40:14 <sub>04</sub>	00:10:32 <sub>14</sub>
mBERT	2017-Base	—	2:59:45 <sub>04</sub>	00:10:32 <sub>14</sub>
mBERT	—	00:10:32 <sub>35</sub>	—	—
Контекстов в секунду		54	62	54
RuBERT/SentRuBERT	2017-Large	—	6:30:11 <sub>03</sub>	00:06:10 <sub>07</sub>
RuBERT/SentRuBERT	2017-Base	—	2:14:47 <sub>03</sub>	00:06:10 <sub>07</sub>
RuBERT/SentRuBERT	—/1.0-Base	00:06:10 <sub>12</sub>	—	—

в двухклассовом, и 10-13% в случае трехклассового эксперимента. Преимущество в использовании русскоязычно-ориентированных моделей перед mBERT особенно наблюдается в трехклассовых экспериментах: дообученная версия RuBERT показывает наилучший результат при использовании формата NLI для TextB. Модель SentRuBERT (NLI<sub>P</sub> + NLI) по качеству разметки сопоставима с качеством нейронных сетей объединенного формата обучения, при этом демонстрируя сохранение результата при переходе от фиксированного на кросс-валидационный формат тестирования (35.6-39.0). Такие результаты на 25% выше аналогичных результатов моделей нейронных сетей. Сохранение высоких оценок при разных форматах разбиения указывают на более высокую стабильность в результирующем состоянии в случае языковых моделей.

**Оценка производительности языковых моделей.** Обучение моделей проводилось на сервере с двумя процессорами Intel® Xeon® CPU E5-2670 v2 с частотой 2.50ГГц, 80 Гб ОЗВ (DDR-3), с двумя видеоускорителями Nvidia GeForce GTX 1080 Ti (11.2Гб); операционная система Ubuntu 18.0.4; обучение моделей выполнялось в контейнерах Docker версии 19.03.5. Применялись следующие параметры оценки: (1) общее время обучения модели; (2) общее число эпох. Оценка выполнялась при фиксированном формате разбиения документов<sup>18</sup>. В таблице 10 приводится средняя оценка времени по каждому из форматов представления входных данных языковых моделей. Во всех форматах обучения на адаптацию русскоязычных моделей требуется меньше эпох при одинаковых настройках обучения: в 1.3 раза меньше на этапе дообучения, и в 2 раза меньше в остальных случаях. Замена mBERT на RuBERT или SentRuBERT сокращает время обучения в 3.5 раза.

<sup>18</sup>Временная оценка при проведении кросс-валидационного тестирования была опущена ввиду схожести оценок по каждому из разбиений.

Таблица 11: Усредненная оценка вероятности внимания по головам языковой модели BERT по каждому из 12 слоев в отдельности для: токенов класса (CLS), разделителей (SEP), участникам отношения, всех сторонних токенов к FRAMES и SENTIMENT в отдельности; наибольшие значения в рядах отмечены жирным шрифтом

Группа термов	номер слоя											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
<b>mBERT</b>												
[CLS]	0.06	0.33	<b>0.36</b>	0.29	0.31	0.06	0.04	0.04	0.05	0.06	0.07	0.04
SEP	0.04	0.07	0.06	0.06	0.07	0.09	0.09	0.11	<b>0.12</b>	0.09	0.09	0.07
$E_{subj}/E_{obj}$	0.05	0.04	0.04	0.06	0.04	0.06	0.06	0.06	0.06	<b>0.07</b>	<b>0.07</b>	0.05
прочие→FRAMES	<b>0.07</b>	0.03	0.03	0.03	0.03	0.05	0.04	0.05	0.04	0.04	0.03	0.03
прочие→SENTIMENT	<b>0.08</b>	0.04	0.03	0.03	0.04	0.05	0.04	0.05	0.05	0.04	0.03	0.04
<b>SentRuBERT</b>												
[CLS]	0.03	0.27	0.33	0.30	<b>0.39</b>	0.09	0.02	0.03	0.03	0.05	0.04	0.02
SEP	0.05	0.06	0.03	0.04	0.04	0.15	0.22	<b>0.39</b>	0.28	0.29	0.07	0.04
$E_{subj}/E_{obj}$	0.10	0.06	0.07	0.07	0.05	0.06	0.08	0.04	0.06	0.05	0.11	<b>0.12</b>
прочие→FRAMES	0.05	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04	0.04	0.03	0.05	0.05	<b>0.07</b>	0.06
прочие→SENTIMENT	0.06	0.03	0.03	0.03	0.03	0.04	0.04	0.05	0.06	0.06	<b>0.08</b>	<b>0.08</b>
<b>SentRuBERT-NLI<sub>P</sub></b>												
[CLS]	0.03	0.27	<b>0.36</b>	0.31	0.34	0.05	0.01	0.02	0.01	0.02	0.02	0.02
SEP	0.06	0.04	0.03	0.05	0.04	0.20	0.20	<b>0.28</b>	<b>0.28</b>	<b>0.28</b>	0.04	0.08
$E_{subj}/E_{obj}$	0.10	0.07	0.08	0.08	0.07	0.07	0.09	0.06	0.07	0.11	<b>0.28</b>	0.23
прочие→FRAMES	0.07	0.04	0.04	0.04	0.05	0.06	0.05	0.07	0.07	0.05	<b>0.10</b>	0.08
прочие→SENTIMENT	0.08	0.05	0.05	0.04	0.05	0.07	0.06	<b>0.09</b>	0.08	0.07	0.08	<b>0.09</b>

## 5.5 Анализ влияния предварительного обучения на распределение весов механизма внимания в языковых моделях

Для анализа вклада различных элементов контекста в полученный результат часто производится сравнение весов механизма внимания. Для анализа были выбраны следующие состояния языковых моделей: mBERT, SentRuBERT и SentRuBERT-NLI<sub>P</sub> (предобученная версия SentRuBERT коллекцией RuAttitudes2017<sub>Large</sub>). Среди всего множества контекстов рассматриваются только такие контексты, которые были извлечены дообученной моделью SentRuBERT (NLI<sub>P</sub> + NLI) из тестового множества коллекции RuSentRel. Таким образом было проанализировано 1032 контекста. В контекстах дополнительно размечены вхождения лексикона оценочных слов русского языка RuSentiLex [30] (SENTIMENT) и вхождения фреймов (FRAMES).

Для каждого входного контекста длиной в  $s$  токенов, вектор весов внимания  $a \in R^{l \times h \times s \times s}$  содержит значения каждого слоя, по каждой голове модели BERT ( $l$  – число слоев языковой модели;  $h$  – число голов). Для произвольного слоя  $l'$  и головы  $h'$ , матрица  $a_{l',h'} \in R^{s \times s}$  описывает веса связей токенов входных данных слоя  $l'$  с его выходными данными (токенами следующего слоя):

- [CLS] – класса;
- [SEP] – границ последовательностей;
- [S/O] – участников отношений ( $E_{subj}/E_{obj}$ );
- Группы FRAMES и внимание к ним остальных токенов контекста;
- Группы SENTIMENT и внимание к ним остальных токенов контекста.

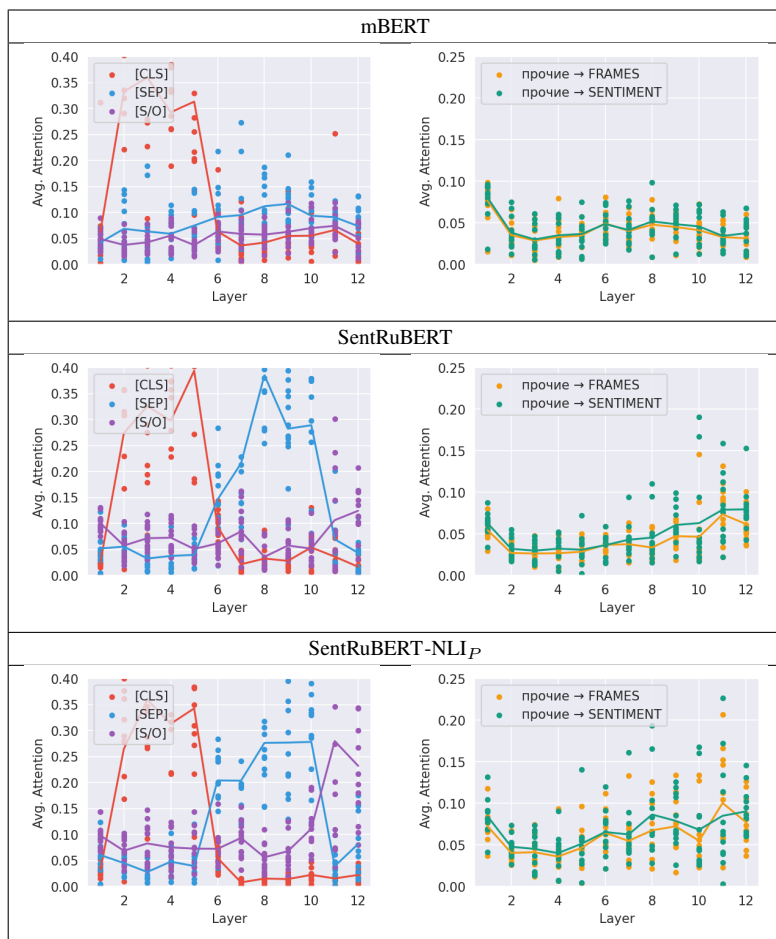


Рис. 4: Послойная оценка распределения внимания языковых моделей BERT к токенам [CLS], [SEP], объектам и субъектам отношения [S/O] (левая колонка) и фреймов и оценочных слов (правая колонка); линиями соединены средние значения весов каждого слоя модели [31]

Рис. 4 иллюстрирует послойную оценку значений весов внимания к приведенным группам токенов. Средние значения по каждому слою указаны<sup>19</sup> в таблице 11. Следует отметить высокие показатели внимания к токenu класса [CLS] на слоях 2-5 до 35-40%. Для SentRuBERT наблюдается повышение внимания на токенах [SEP]

<sup>19</sup>Для усредненных оценок к группам FRAMES и SENTIMENT учитываются только такие контексты, которые содержат хотя бы одно вхождение термина соответствующей группы. В результате 68% контекстов учитывалось в статистике «прочие→FRAMES», и 75% в статистике «прочие→SENTIMENT»

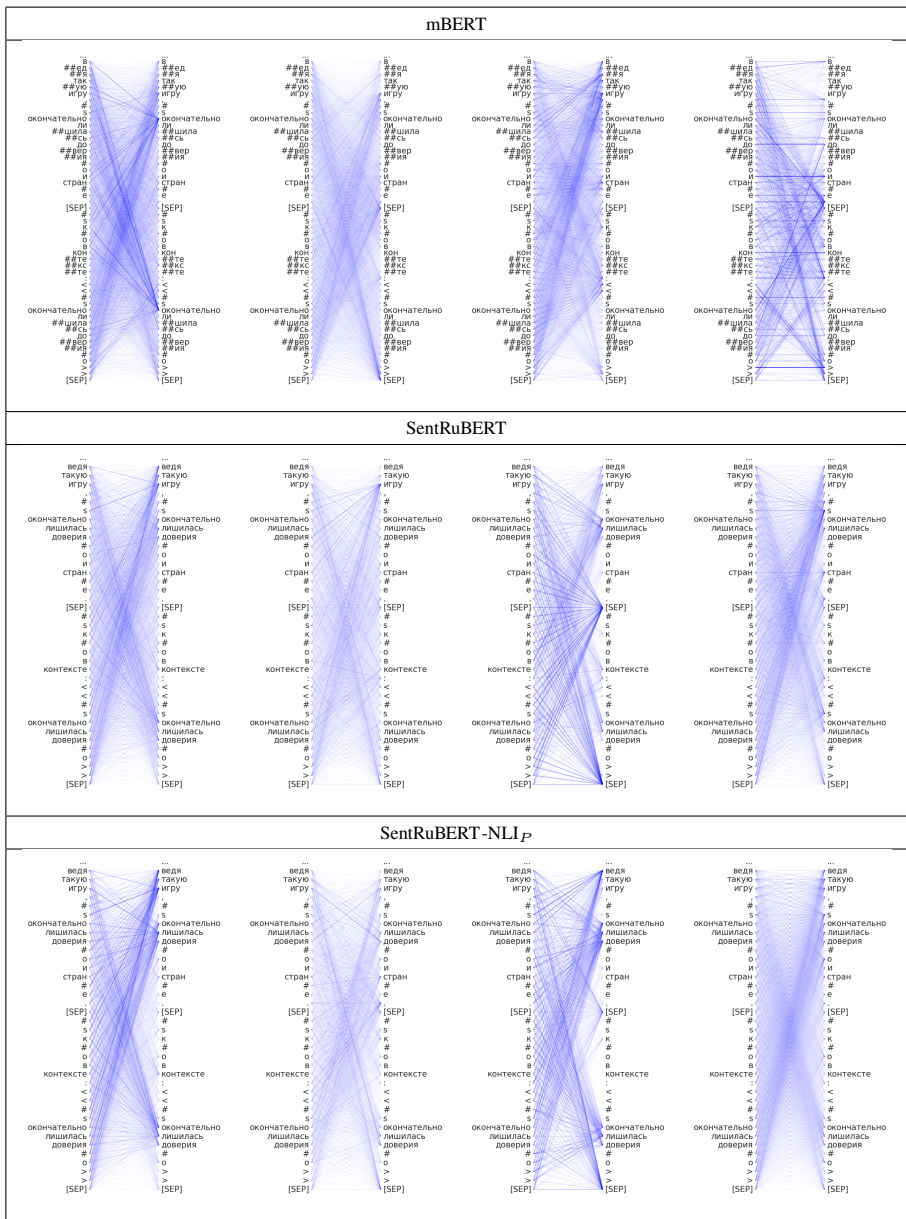


Рис. 5: Пример визуализации [31] весов головы №2 (слои слева-направо: 2,4,8,11) как эволюции внимания модели mBERT в процессе дообучения на примерах SentRuBERT и SentRuBERT-NLI<sub>P</sub>

(слои 7-10) и [S/O] (на конечных слоях). Также наблюдается повышение внимания к токенам FRAMES и SENTIMENT от прочих токенов на конечных слоях до 7-10%. Применение опосредованного обучения (SentRuBERT-NLI<sub>P</sub>) повысило внимание к [S/O] на конечных слоях: весовые значения увеличились вдвое при сравнении с SentRuBERT. Отмечается также дополнительное повышение внимания к токенам SENTIMENT и FRAMES от прочих токенов на средних и конечных слоях.

В целях наглядной иллюстрации влияния дообучения, на рис. 5 приведена визуализации весов головы №2 для каждой анализируемой модели BERT, по слоям (слева-направо) 2, 4, 8, 11 следующего примера: «Ведя такую игру, E<sub>subj</sub> окончательно лишилась доверия E<sub>obj</sub> и стран E. E<sub>subj</sub> к E<sub>obj</sub> в контексте «E<sub>subj</sub> окончательно лишилась доверия E<sub>obj</sub>»». В модели SentRuBERT-NLI<sub>P</sub>, среди прочих, наиболее выражен фокус внимания ко вхождениям фреймов «окончательно» и «лишиться доверия» (слой 8).

## Заключение

В данной работе предложен подход автоматического построения обучающей коллекции в задаче извлечения оценочных отношений из новостных текстов. Разметка основана на применении двух различных техник выделения оценочных отношений для взаимопроверки результатов. Первая подразумевает автоматическое порождение списка оценочных пар посредством предварительного анализа новостной коллекции. Вторая техника заключается в извлечении оценочных отношений из новостных заголовков на основе лексикона оценочных фреймов. Дополнительным этапом предусмотрен и предложен подход автоматической разметки нейтральных отношений. Задача извлечения оценочных отношений рассматривалась как двухклассовая (положительные и отрицательные отношения) и трехклассовая (с введением нейтральных отношений) задачи классификации. Применение опосредованного обучения показало наибольший прирост качества в случае трехклассовой классификации. Прирост качества при обучении языковых моделей BERT составил 10-13% по метрике F1 при сравнении с подходом без использования такой коллекции в обучении, и на 25% при сравнении с аналогичными наилучшими результатами моделей сверточных и рекуррентных нейронных сетей.

## Список литературы / References

- [1]. N. Loukachevitch и N. Rusnachenko. Extracting sentiment attitudes from analytical texts. *Proceedings of International Conference on Computational Linguistics and Intellectual Technologies Dialogue-2018* (arXiv:1808.08932):459—468, 2018.
- [2]. M. Mintz, S. Bills, R. Snow и D. Jurafsky. Distant supervision for relation extraction without labeled data. в *Proceedings of the Joint Conference of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th International Joint Conference on*

- Natural Language Processing of the AFNLP: Volume 2-Volume 2*, страницы 1003—1011. Association for Computational Linguistics, 2009.
- [3]. R. Hoffmann, C. Zhang, X. Ling, L. Zettlemoyer и D. S. Weld. Knowledge-based weak supervision for information extraction of overlapping relations. в *Proceedings of the 49th annual meeting of the association for computational linguistics: human language technologies*, страницы 541—550, 2011.
- [4]. S. Vashishth, R. Joshi, S. S. Prayaga, C. Bhattacharyya и P. Talukdar. RESIDE: improving distantly-supervised neural relation extraction using side information:1257—1266, окт. 2018. url: <http://aclweb.org/anthology/D18-1157>.
- [5]. N. Rusnachenko, N. Loukachevitch и E. Tutubalina. Distant supervision for sentiment attitude extraction. в *Proceedings of the International Conference on Recent Advances in Natural Language Processing (RANLP 2019)*, страницы 1022—1030, Varna, Bulgaria. INCOMA Ltd., сент. 2019. doi: 10.26615/978-954-452-056-4\_118. url: <https://www.aclweb.org/anthology/R19-1118>.
- [6]. N. Loukachevitch и N. Rusnachenko. Sentiment frames for attitude extraction in russian. *Proceedings of International Conference on Computational Linguistics and Intellectual Technologies Dialogue-2020 (arXiv preprint arXiv:2006.10973)*, 2020.
- [7]. J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee и K. Toutanova. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, 2018.
- [8]. A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser и I. Polosukhin. Attention is all you need. в *Advances in neural information processing systems*, страницы 5998—6008, 2017.
- [9]. A. Radford, K. Narasimhan, T. Salimans и I. Sutskever. Improving language understanding by generative pre-training, 2018.
- [10]. T. B. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell и др. Language models are few-shot learners. *arXiv preprint arXiv:2005.14165*, 2020.
- [11]. C. Alt, M. Hübner и L. Hennig. Improving relation extraction by pre-trained language representations. *arXiv preprint arXiv:1906.03088*, 2019.
- [12]. C. Sun, L. Huang и X. Qiu. Utilizing bert for aspect-based sentiment analysis via constructing auxiliary sentence. в *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*, страницы 380—385, 2019.
- [13]. Y. Kuratov и M. Arkhipov. Adaptation of deep bidirectional multilingual transformers for russian language. *arXiv preprint arXiv:1905.07213*, 2019.



- [14]. S. R. Bowman, G. Angeli, C. Potts и C. D. Manning. A large annotated corpus for learning natural language inference. *arXiv preprint arXiv:1508.05326*, 2015.
- [15]. A. Conneau, G. Lample, R. Rinott, A. Williams, S. R. Bowman, H. Schwenk и V. Stoyanov. Xnli: evaluating cross-lingual sentence representations. *arXiv preprint arXiv:1809.05053*, 2018.
- [16]. K. Clark, M.-T. Luong, Q. V. Le и C. D. Manning. Electra: pre-training text encoders as discriminators rather than generators. *arXiv preprint arXiv:2003.10555*, 2020.
- [17]. Y. Liu, M. Ott, N. Goyal, J. Du, M. Joshi, D. Chen, O. Levy, M. Lewis, L. Zettlemoyer и V. Stoyanov. Roberta: a robustly optimized bert pretraining approach. *arXiv preprint arXiv:1907.11692*, 2019.
- [18]. A. Conneau, K. Khandelwal, N. Goyal, V. Chaudhary, G. Wenzek, F. Guzmán, E. Grave, M. Ott, L. Zettlemoyer и V. Stoyanov. Unsupervised cross-lingual representation learning at scale. *arXiv preprint arXiv:1911.02116*, 2019.
- [19]. M. Joshi, D. Chen, Y. Liu, D. S. Weld, L. Zettlemoyer и O. Levy. Spanbert: improving pre-training by representing and predicting spans. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 8:64—77, 2020.
- [20]. I. Hendrickx, S. N. Kim, Z. Kozareva, P. Nakov, D. Ó Séaghdha, S. Padó, M. Pennacchiotti, L. Romano и S. Szpakowicz. Semeval-2010 task 8: multi-way classification of semantic relations between pairs of nominals. в *Proceedings of the Workshop on Semantic Evaluations: Recent Achievements and Future Directions*, страницы 94—99. Association for Computational Linguistics, 2009.
- [21]. S. Wu и Y. He. Enriching pre-trained language model with entity information for relation classification. в *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, страницы 2361—2364, 2019.
- [22]. D. Dowty. Thematic proto-roles and argument selection. *language*, 67(3):547—619, 1991.
- [23]. R. Weischedel, M. Palmer, M. Marcus, E. Hovy, S. Pradhan, L. Ramshaw, N. Xue, A. Taylor, J. Kaufman, M. Franchini и др. Ontonotes release 5.0 ldc2013t19. *Linguistic Data Consortium, Philadelphia, PA*, 23, 2013.
- [24]. N. Loukachevitch, G. Lashevich и B. Dobrov. Comparing two thesaurus representations for russian. в *Proceedings of Global WordNet Conference GWC*, страницы 35—44, 2018.
- [25]. N. Rusnachenko и N. Loukachevitch. Neural network approach for extracting aggregated opinions from analytical articles. *International Conference on Data Analytics and Management in Data Intensive Domains*:167—179, 2018.
- [26]. N. Rusnachenko и N. Loukachevitch. Attention-based neural networks for sentiment attitude extraction using distant supervision. в *The 10th International Conference on Web Intelligence, Mining and Semantics (WIMS 2020), June 30-July 3, 2020, Biarritz, France*, 2020. doi: 10.1145/3405962.3405985.

- [27]. N. Rusnachenko и N. Loukachevitch. Studying attention models in sentiment attitude extraction task. в *Proceedings of the 25th International Conference on Natural Language and Information Systems*, 2020. doi: 10.1007/978-3-030-51310-8\_15.
- [28]. N. Rusnachenko и N. Loukachevitch. Using convolutional neural networks for sentiment attitude extraction from analytical texts. *EPiC Series in Language and Linguistics*, 4:1—10, 2019.
- [29]. S. Hochreiter и J. Schmidhuber. Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8):1735—1780, 1997.
- [30]. N. Loukachevitch и A. Levchik. Creating a general russian sentiment lexicon. в *Proceedings of the Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'16)*, страницы 1171—1176, 2016.
- [31]. K. Clark, U. Khandelwal, O. Levy и C. D. Manning. What does bert look at? an analysis of bert's attention. *arXiv preprint arXiv:1906.04341*, 2019.

## Информация об авторах / Information about authors

Николай Леонидович РУСНАЧЕНКО — аспирант кафедры «Теоретической информатики и компьютерных технологий» (ИУ-9) Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана. Окончил МГТУ им. Н.Э. Баумана в 2016 году (специалист). Область научных интересов: обработка естественного языка, анализ тональности сообщений, извлечение отношений.

Nicolay Leonidovich RUSNACHENKO — PhD student of «Theoretical Informatics and Computer Technologies» (IU-9), Bauman Moscow State Technical University (BMSTU) (Moscow, Russia). Graduated from BMSTU in 2016 (master degree). Scientific interests: computational linguistics, sentiment analysis, information retrieval.