

**ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»**

На правах рукописи

Бадрызлова Юлия Геннадьевна

**АВТОМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ
МЕТАФОРЫ В ТЕКСТАХ НА РУССКОМ ЯЗЫКЕ**

Резюме

диссертации на соискание ученой степени
кандидата филологических наук НИУ ВШЭ

Научный руководитель:
к.ф.н. Ляшевская Ольга Николаевна

Москва 2019

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА ДИССЕРТАЦИИ

Современная лингвистическая теория уделяет большое внимание метафоре и ее месту в процессе познания; согласно широко распространенной теории концептуальной метафоры (Lakoff & Johnson, 1980a), метафора является одним из основных инструментов, при помощи которого человеческое сознание оперирует понятиями и выстраивает картину мира. Результаты психолингвистических экспериментов подтверждают, что метафоре принадлежит ведущая роль в процессах мышления и принятия решений в общественных и экономических вопросах, а также в вопросах образования, окружающей среды и защиты здоровья (Hendricks & Boroditsky, 2016; Thibodeau & Boroditsky, 2011).

Метафора присутствует практически в каждом акте человеческой коммуникации; зачастую метафору называют «вездесущим» (англ. *pervasive, ubiquitous*) лингвистическим явлением, поскольку ее частотность в дискурсе очень высока. По разным оценкам, она может достигать в среднем 0,3 метафорических употребления на одно предложение (Shutova & Teufel, 2010) или 5-18% от всех словоупотреблений – в зависимости от жанра (G. J. Steen et al., 2010).

Таким образом, проблемы идентификации и интерпретации метафоры представляют собой насущную задачу для многих практических областей, связанных с автоматической обработкой текстов на естественном языке – таких как информационный поиск, машинный перевод, интеллектуальные вопросно-ответные системы, извлечение информации, анализ тональности и т.п. Достижения в области корпусной лингвистики и машинного обучения в последнее время вызвали значительный подъем интереса к проектам, нацеленным на разработку компьютерных методов автоматической обработки метафоры. В частности, в течение нескольких лет была проведена серия семинаров по данной проблематике в рамках ежегодной конференции NAACL-HLT (Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics) (Klebanov, Shutova, & Lichtenstein, 2014, 2016; Shutova, Klebanov, & Lichtenstein, 2015; Shutova, Klebanov, Tetreault, & Kozareva, 2013), на которых были представлены новейшие наработки. Первое соревнование компьютерных систем по идентификации метафоры (VUA Metaphor Detection Shared Task) (Leong, Klebanov, & Shutova, 2018) было проведено в 2018г.; эффективность участвующих систем оценивалась на материале

Амстердамского корпуса метафорических употреблений (VU Amsterdam Metaphor Corpus) (G. J. Steen et al., 2010).

Все работы по созданию аннотированных корпусов метафоры и разработке компьютерных систем для идентификации метафоры можно подразделить на два основных типа в соответствии с заложенными в их основание теоретическими предпосылками. Работы первого типа в качестве направляющего начала исходят из предпосылок теории концептуальной метафоры; концептуальная метафора рассматривается как схема переноса (англ. mapping) между двумя концептосферами: сферой-источником (англ. Source domain) и сферой-целью (англ. Target domain). Проекты второго типа предпочитают не делать априорных предположений о присутствии в тексте каких-либо механизмов концептуального переноса и ставят своей задачей работу с лингвистической метафорой. Первый подход является дедуктивным, т.е. исследователь оперирует заранее определенным набором концептуальных метафор или анализирует отдельно взятые сферу-цель или сферу-источник. Вторая методика представляет собой индуктивный подход, когда целью исследователя является выявление поверхностных проявлений возможных метафорических переносов на уровне текста – т.е. лингвистической метафоры.

Основная **цель** данной работы состоит в проведении лингвистического анализа контекстных признаков, применение которых может способствовать эффективному решению задачи автоматической дифференциации высказываний, содержащий лингвистическую метафору, от неметафорических высказываний. С целью разработки методов идентификации лингвистической метафоры в текстах на русском языке мы проводим несколько серий экспериментов с применением машинного обучения и производим оценку вклада каждого признака в работу классификатора; для данной оценки мы также используем алгоритмы машинного обучения. Необходимо подчеркнуть, что настоящая работа не преследует цели разработать оптимальный в инженерном плане алгоритм или обеспечить максимальную результативность в ходе идентификации метафоры; цель нашего исследования заключается в том, чтобы предложить методы извлечения признаков для использования их в машинном обучении для идентификации метафоры, а также оценить эффективность предложенных признаков.

В соответствии с поставленной целью, работа решает следующие **задачи**:

разработка адаптированной схемы для корпусного аннотирования лингвистической метафоры на уровне предложения;

- сбор и аннотирование корпуса контекстов, содержащих метафорические и неметафорические употребления;
- оценка качества произведенной аннотации;
- разработка методов извлечения признаков для применения в экспериментах по автоматической идентификации лингвистической метафоры на уровне предложения;
- проведение экспериментов с применением машинного обучения на основе предложенных признаков и их комбинаций;
- оценка результативности экспериментальных моделей и возможности их перенесения на новые наборы данных;
- осуществление глубокого лингвистического анализа контекстуальных факторов, обуславливающих эффективность тех или иных признаков.

В представленных в диссертационном исследовании экспериментах задействованы следующие виды признаков:

- 1) мера семантического сходства;
- 2) лексическая мера совместной встречаемости;
- 3) морфосинтаксическая мера совместной встречаемости;
- 4) индексы конкретности лексических единиц;
- 5) употребление лексических маркеров метафоричности и специфических знаков препинания (кавычки).

В ходе проведения исследования нами были использованы следующие **методы и алгоритмы**:

- Адаптированная версия протокола для корпусной разметки лингвистической метафоры, применявшейся при разметке Амстердамского корпуса метафорических употреблений (MIPVU, Vrije Universiteit Metaphor Identification Procedure) (Steen, Herrmann, Kaal, Krennmayr, & Pasma, 2010);
- Дистрибутивно-семантические модели (Baroni, Dinu, & Kruszewski, 2014; Kutuzov & Kuzmenko, 2016);
- Статистическая мера ассоциированности – метрика ΔP (Ellis, 2006) ;
- Метод опорных векторов – алгоритм support vector machine (SVM);
- Метод решающих деревьев – алгоритм Random Forest;
- Метод логистической регрессии;

- Кластерный анализ методом k-средних (алгоритм k-means);

Актуальность работы определяется тем, что основные усилия, направленные на разработку методов корпусного аннотирования метафоры и компьютерных методов идентификации метафоры сосредоточены на работе с англоязычным материалом; исследования на материале русского языка довольно немногочисленны. Большая часть существующих аннотированных русскоязычных ресурсов, таких как реализованные в рамках мультязычных проектов русскоязычный сегмент базы данных MetaNet (Dodge, Hong, & Stickles, 2015) и корпуса, представленного в работе (Mohler, Brunson, Rink, & Tomlinson, 2016), следуют методологической парадигме разметки концептуальной метафоры. Единственным известным нам русскоязычным корпусом лингвистической метафоры является разработка Tsvetkov, Boytsov, Gershman, Nyberg, & Dyer (2014). Однако данный ресурс существенным образом отличается от экспериментального корпуса, собранного и размеченного в ходе нашего исследования:

- Корпус, представленный Tsvetkov и соавторами значительно меньше по объему: его размер составляет в общей сложности 240 предложений, в то время как наш корпус содержит более 7 тыс. аннотированных предложений. По нашим данным, это самый большой из созданных на настоящий момент русскоязычных корпусов, содержащих разметку лингвистической метафоры;
- Корпус Tsvetkov et al. не ориентирован на определенную группу целевых лексем: его предложения содержат широко представленные наиболее частотные глаголы и прилагательные русского языка; наш корпус построен вокруг 20 целевых глаголов, обладающих некоторой общностью лингвистических характеристик, что позволяет контролируемо исследовать взаимосвязь между лингвистическими факторами (характеристики целевого глагола) и результативностью признаков;
- Согласно описанию, приводимому в Tsvetkov et al (2014), что при отборе предложений для корпуса они руководствовались тем, что в каждом предложении должно содержаться не более одного метафорического употребления, выраженного целевым глаголом или прилагательным; не соответствующие данному требованию предложения в корпус не включались. Таким образом, можно сказать, что он носит несколько

синтетический характер, в то время как в нашем корпусе подобного отбора не производилось: поскольку одной из задач нашего эксперимента было воспроизвести приближенные к реальности условия работы классификатора, мы включали предложения любой степени сложности – содержащие различные типы переносных значений в любом количестве, а также ошибки, опечатки и т.п.;

Что касается автоматических методов идентификации метафоры в текстах на русском языке, то большинство представленных в литературе систем также выполнены с методологических позиций концептуальной метафоры, т.е. исходя из дедуктивного подхода (Dodge, Hong, & Stickles, 2015; Dunn et al., 2014; Mohler, Rink, Bracewell, & Tomlinson, 2014; Strzalkowski et al., 2013). Известные нам работы, посвященные распознаванию лингвистической метафоры, принадлежат уже упомянутому ранее коллективу авторов: Tsvetkov, Mukomel, and Gershman (2013) и Tsvetkov, Boytsov, Gershman, Nyberg, & Dyer (2014). Однако их эксперименты также отличаются от проводимых нами по нескольким аспектам:

- Эксперименты Tsvetkov et al. основаны на модели кросс-лингвистического переноса, когда основным языком эксперимента является английский, а признаки, выделенные для других языков, переводятся на английский при помощи машиночитаемого словаря. Затем переведенные признаки конвертируются в вектора с использованием англоязычных лексических ресурсов (таких как WordNet, MRC Psycholinguistic Database и обученных для английского языка дистрибутивно-семантических моделей). Наши эксперименты являются одноязычными – их результат не зависит от качества машинного перевода, которое может представлять собой проблему в случаях полисемии, а кроме того, они не требуют привлечения данных из других языков и используют лишь ресурсы, имеющиеся в настоящее время для русского языка;
- В экспериментах Tsvetkov с соавторами классификатор обучается и тестируется на выделенных из предложений синтаксически связанных парах (прилагательное-существительное) и тройках (подлежащее-сказуемое-глагол) слов. Как следствие, результат в значительной степени зависит от качества синтаксического парсинга, которое в условиях работы на реальных данных может оказываться далеким от совершенства. В наших экспериментах на вход классификатору подается целое предложение, что,

помимо прочего, дает нам возможность проанализировать степень влияния контекстных и дискурсивных факторов на эффективность работы классификатора.

Научная новизна работы. Как было указано выше, главная цель исследования состоит в том, чтобы предложить лингвистическое объяснение и интерпретацию языковых и дискурсивных факторов, способствующих успешной работе одних компьютерных моделей идентификации лингвистической метафоры и невысокой эффективности других. Мы анализируем результаты работы классификатора, используя статистические методы и другие алгоритмы машинного обучения; в результате мы получаем эмпирические, исходящие из данных выводы о лингвистических механизмах, лежащих в основе автоматической идентификации метафоры в контексте. Насколько нам известно, это первая попытка объяснения такого типа.

Теоретическую значимость работы можно обозначить следующим образом: исходя из теории концептуальной метафоры, можно предположить, что дискурс на естественном языке, с одной стороны, включает в себе некие когнитивные механизмы, побуждающие говорящего в определенных случаях прибегать к использованию метафоры для кодирования сообщения, а с другой – механизмы, позволяющие получателю сообщения декодировать переданную таким образом информацию и отличить метафорическое высказывание от неметафорического. Попытка создания компьютерной модели процесса декодирования метафорического высказывания по существу сводится к тому, что мы пытаемся воспроизвести когнитивные факторы, посредством которых в человеческом сознании осуществляется обработка метафоры. В ходе компьютерного эксперимента элиминируются побочные зашумляющие воздействия, такие как фактор жанра, глобального контекста, условий, в которых осуществляется речевой акт, а также имеющиеся у слушающего и говорящего имплицитные знания и пресуппозиции относительно предмета речи; все это позволяет нам более объективно исследовать структуру и роль сигналов метафоричности.

В представленных в данной работе экспериментах метафора рассматривается в контексте одного предложения; таким образом, мы анализируем сигнал, исходящий из расширенного лексико-семантического и морфосинтаксического окружения метафорически употребленной лексической единицы. Количественная оценка лексических и морфологических сигналов производится посредством оценки меры

статистической ассоциированности с контекстом; семантические сигналы описываются с помощью а) дистрибутивно-семантических расстояний и б) индексов конкретности лексических единиц, вычисляемых на основе психолингвистических данных о «вещественности» (англ. thingness) лексики с применением дистрибутивно-семантических моделей.

Контекстуальные вектора являются линейно-независимыми, т.е. не учитывающими линейный порядок единиц в предложении, поскольку они рассчитываются по принципу «мешка» единиц (лексических, семантических или морфосинтаксических, соответственно). Кроме того, значения всех единиц сводятся в один показатель, отражающий их среднеарифметическое значение в контекстном окне. Сравнивая результаты работы моделей, работающих на различных типах признаков, мы стремимся определить роль каждого из них в процессе передачи сигнала метафоричности. Линейно-независимый подход с применением усредненных показателей позволяет нам делать выводы о возможности моделирования метафоричности как холистического мыслительного процесса, в котором информация, передаваемая посредством вербального сообщения представляет собой некомпозициональное единство составляющих его единиц.

Практическая значимость работы заключается в том, что:

- была произведена адаптация ранее предложенных в литературе протоколов корпусного аннотирования метафоры к материалу русского языка; кроме того, предложены некоторые усовершенствования к существующим протоколам;
- был размечен и размещен в открытом доступе корпус метафорических и неметафорических употреблений 20 русских переходных глаголов. По нашим данным, он является крупнейшим открытым ресурсом такого рода;
- проведена оценка качества разметки путем эксперимента по параллельной разметке и определению меры согласованности между аннотаторами;
- создан и размещен в открытом доступе полученный компьютерными методами рейтинг индексов конкретности около 17 тыс. лексем русского языка;

- на материале русского языка произведена апробация методов выделения признаков, описанных ранее в литературе (лексические частности, дистрибутивно-семантические вектора, индексы конкретности);
- создан классификатор для бинарной классификации метафорические употреблений, содержащихся в неподготовленном специально тексте на русском языке.
- произведена оценка качества классификации при использовании моделей, работающих на различных признаках и их сочетаниях;
- на основе анализа полученных данных предложена лингвистическая интерпретация результативности признаков и их потенциала к переносу на новые данные;
- произведен анализ, направленный на эмпирическую верификацию теоретических положений, сформировавших методологическую базу применяемых компьютерных моделей.

Апробация результатов исследования. Основные результаты исследования были представлены на следующих научных мероприятиях:

- I Международная научно-практическая конференция «Иностранные языки в науке и образовании: проблемы и перспективы» (Национальный исследовательский университет Высшая школа экономики, Москва, 2015);
- The 2017 Spring Symposium Series of the Association for the Advancement of Artificial Intelligence (Стэнфордский университет, факультет компьютерных наук; Пало-Альто, США, 2017);
- 2-й Колмогоровский семинар по компьютерной лингвистике и наукам о языке (Национальный исследовательский университет Высшая школа экономики, Москва, 2017);
- «Диалог-2017», 23-я международная конференция по компьютерной лингвистике и интеллектуальным технологиям (Российский государственный гуманитарный университет, Москва, 2017);
- RuSSIR-2017, международная летняя школа по информационному поиску (Уральский федеральный университет, Екатеринбург, 2017);

- 3-й Колмогоровский семинар по компьютерной лингвистике и наукам о языке (Национальный исследовательский университет Высшая школа экономики, Москва, 2018);
- AINL-2018, Artificial Intelligence and Natural Language Conference (Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики (ИТМО), Санкт-Петербург, 2018);
- IX Международный конгресс по когнитивной лингвистике (Национальный исследовательский университет Высшая школа экономики, Нижний Новгород, 2019).

Личный вклад автора. Первоначальная серия опытов с применением классификатора на основе дистрибутивно-семантических признаков была проведена П.В. Паничевой при участии соискателя и на основе собранных последней материалов (содержание данных экспериментов изложено в совместной публикации, однако их описание не включено в текст диссертационного исследования). Предложенный П.В. Паничевой метод получения дистрибутивно-семантических признаков использовался соискателем в дальнейших экспериментах наряду с другими методами, предложенными лично соискателем. Основная часть диссертационного исследования является самостоятельной работой соискателя. Соискателем были определены цели и задачи исследования, выбраны его объект и предмет, произведен поиск источников информации. Теоретические и методические положения, рекомендации и выводы, содержащиеся в диссертации, являются результатом самостоятельного исследования соискателя, такие как: сбор экспериментального материала (корпуса), разработка принципов аннотирования, разметка корпуса, верификация валидности произведенной разметки, выделение признаков для экспериментов с использованием машинного обучения (за исключением дистрибутивно-семантического признака), проведение серий экспериментов с применением машинного обучения, оценка результативности экспериментальных параметров и моделей, лингвистический анализ факторов, влияющих на результативность исследуемых признаков.

Структура работы. Работа состоит из Введения, четырех глав, Заключения и Библиографии из 206 названий.

Во **Введении** дается общая характеристика диссертации.

В Главе I дается обзор актуальных подходов к проблеме корпусного аннотирования метафоры и разработке компьютерных систем для автоматической идентификации метафоры.

Глава II содержит описание экспериментального корпуса: принципов отбора целевых глаголов и текстового материала, а также схемы разметки корпуса. Приводится описание метафорического и неметафорического классов и эксперимента по оценке качества разметки, в частности, излагаются разработанные инструкции разметчика, схемы бинаризации полученных данных, а также полученная мера согласия между аннотаторами. В последнем разделе главы приводится анализ случаев разногласия между аннотаторами.

В Главе III излагается эксперимент по идентификации метафоры с применением машинного обучения. Описываются признаки, выбранные для машинного обучения, и приводятся теоретические обоснования их выбора. Затем приводятся статистические методики и компьютерные ресурсы, используемые для векторизации признаков; объясняется общий дизайн эксперимента. Во второй половине главы обсуждаются полученные результаты: сравнивается результативность моделей и оценивается необходимость повышения сложности применяемых моделей.

В заключительной главе (**Глава IV**) производится глубокий анализ лингвистических факторов, обуславливающих эффективность работы применяемых моделей. Делается попытка выделить лингвистические единицы, посредством которых осуществляется передача сигнала метафоричности, а также дать оценку переносимости применяемых моделей на новые данные.

В **Заключении** формулируются основные выводы и обозначаются направления для дальнейшей работы.



ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ ДИССЕРТАЦИИ

Глава I «Компьютерные методы в изучении метафоры». Как указывалось выше (см. раздел «Общая характеристика диссертации»), все проекты по созданию

электронных ресурсов и систем автоматической идентификации метафоры подразделяются на два типа:

- работы дедуктивного типа ставят целью идентифицировать в тексте лингвистически выраженные концептуальные метафоры; при этом исследователю заранее известны как минимум сфера-цель, а зачастую и сфера-источник.
- работы индуктивного типа преследуют задачу идентифицировать любые присутствующие в тексте лингвистические метафоры независимо от того, с какими концептуальными метафорами они могут быть соотнесены; последняя задача обычно либо не ставится, либо переносится на последующие этапы исследования.

В Главе I подробно обсуждается различие между этими двумя исследовательскими парадигмами и приводятся примеры работ, осуществленных в русле каждой из них. При этом основное внимание уделяется работам, выполненным в парадигме лингвистической метафоры, поскольку представленное в данной диссертации исследование также принадлежит к ней. Далее мы отдельно остановимся на проектах, посвященных корпусному аннотированию метафоры, и на работах по автоматической идентификации метафоры.

Кратко перечислим **корпуса и базы данных концептуальной метафоры:**

- The LCC Metaphor Dataset (Mohler, Brunson, Rink, & Tomlinson, 2016) содержит разметку концептуальных метафор в четырех языках – английском, испанском, русском и фарси;
- MetaNet (Dodge, Hong, & Stickles, 2015) представляет собой мультязычный репозиторий концептуальных метафор на английском, испанском и русском языках;
- Корпус, представленный в работе (Shutova & Teufel, 2010) создан на материале английского языка; он содержит два слоя разметки – один для лингвистических метафор, другой – для концептуальных.

Самым масштабным корпусом, содержащим разметку лингвистической метафоры, является Амстердамский корпус метафорических употреблений (VU Amsterdam Metaphor Corpus, VUAMC) (G. J. Steen et al., 2010), для аннотирования которого был предложен специальный протокол – metaphor identification procedure (MIPVU).

Корпус VUAMC состоит из текстов, отобранных из Британского национального корпуса, которые представлены четырьмя жанрами: академическим, новостным (печатные СМИ), художественная литература и разговорная речь. Общий объем корпуса – около 200 тыс. слов. Размечены лингвистические метафоры следующих типов: не прямые метафорические употребления (indirect MRWs), прямые метафорические употребления (direct MRWs), имплицитные метафорические употребления (implicit MRWs, т.е. местоименные antecedents референтов, выраженных метафорическим употреблением), возможные олицетворения (possible personifications), лексические сигналы метафоричности (metaphor flags), а также пограничные и сомнительные случаи (WIDLII) – более подробно см. Раздел 1.1.1. Главы I. Вся разметка была произведена вручную пятью экспертами-лингвистами, при этом отдельное решение принималось по каждому слову, входящему в корпус. Как уже упоминалось, корпус VUAMC послужил источником обучающих и тестовых данных при проведении первого соревнования компьютерных систем по идентификации метафоры (VUA Metaphor Detection Shared Task) (Leong, Klebanov, & Shutova, 2018).

Протокол идентификации метафоры MIPVU вкратце сводится к следующей последовательности операций:

- Определить контекстуальное значение лексической единицы;
- Убедиться, существует ли более базовое значение этой лексической единицы. Базовое значение – такое значение слова, которое относится к более конкретному, четко определенному и телесно-ориентированному (англ. human-oriented) понятию. При этом рассматриваются лишь значения слов в современном, синхронном состоянии языка, и не принимаются во внимание возможные связи их значений с их этимологией.
- Установить, достаточно ли различаются между собой базовое и контекстное значение;
- Определить, соотносятся ли контекстуальное и базовое значение посредством некоторой аналогии (G. J. Steen et al., 2010, pp. 33–35).

Далее мы рассмотрим основные подходы к разработке компьютерных систем для идентификации метафоры.

В качестве **систем, специализирующихся на идентификации концептуальных метафор**, можно привести следующие работы: (Bracewell, Tomlinson, Mohler, & Rink, 2014; Gedigian, Bryant, Narayanan, & Ciric, 2006; Heintz et al., 2013; Mohler, Bracewell, Hinote, & Tomlinson, 2013; Mohler, Rink, Bracewell, & Tomlinson, 2014; Strzalkowski et al., 2013).

Системы, направленные на идентификацию лингвистических метафор, представлены такими разработками как (Bulat, Clark, & Shutova, 2017; Hovy et al., 2013; Klebanov, Leong, Heilman, & Flor, 2014; Klebanov, Leong, Gutierrez, Shutova, & Flor, 2016; Mu, Yannakoudakis, & Shutova, 2019; Shutova, Kiela, & Maillard, 2016; Stemle & Onysko, 2018; Turney, Neuman, Assaf, & Cohen, 2011; Wu et al., 2018).

Помимо различия в парадигме – дедуктивная (концептуальная) или индуктивная (лингвистическая) – эксперименты по идентификации метафоры также различаются по способу применяемого машинного обучения – **обучение с учителем** (supervised), **без учителя** (unsupervised), или **глубинное обучение** (deep learning).

Поскольку эксперименты, проведенные в рамках данного диссертационного исследования (см. Главы II и III), представляют собой индуктивную лингвистическую парадигму и используют обучение с учителем, то системам именно такого типа уделяется основное значение в Разделе 2 Главы I.

Существует еще одна характеристика, по которым различаются системы компьютерной идентификации метафоры – это применяемые в них **типы признаков**:

- Лексические признаки (напр. Klebanov, Leong, Heilman, & Flor, 2014);
- Морфологические и синтаксические признаки (напр. Hovy et al., 2013; Ovchinnikova et al., 2014);
- Дистрибутивно-синтаксические признаки (напр. Shutova, Kiela, & Maillard, 2016);
- Тематическое моделирование (напр. Heintz et al., 2013);
- Признаки, полученные из различных лексических ресурсов, таких как тезаурусы и онтологии: WordNet (Gandy et al., 2013), FrameNet (Gedigian, Bryant, Narayanan, & Ciric, 2006), VerbNet (Klebanov, Leong, et al., 2016), ConceptNet (Ovchinnikova et al., 2014), а также онтология SUMO (Dunn, 2013a, 2013b);

- Психолингвистические признаки, такие как конкретность / абстрактность, образность, потенциал эмоционального воздействия и потенциал убедительного воздействия лексем (e.g. Neuman et al., 2013; Strzalkowski et al., 2013; Turney et al., 2011).

Еще одним критерием, по которому можно дифференцировать системы компьютерной идентификации метафоры, является единица идентификации. Системы дедуктивного типа нацелены на поиск в тексте таких лексических единиц, которые манифестируют присутствие двух концептосфер – Источника и Цели, каждая из которых может быть представлена одним или более словом. Системы, предназначенные для идентификации лингвистических метафор, могут использовать следующие типы единицы поиска:

- приписать предложению или словосочетанию метафорический или неметафорический класс в зависимости от того, в каком значении (метафорическом или неметафорическом) употреблена целевая лексема (например, глагол) – таким образом, ставится задача бинарной классификации;
- идентифицировать в предложении все лексемы, употребленные метафорически – что соответствует задаче последовательного маркирования (англ. sequential labelling).

Нужно отметить, что сравнение результатов, полученных в результате работы различных систем представляется затруднительным ввиду представленного выше разнообразия характеристик. Кроме того, сопоставлению препятствует то обстоятельство, что представленные в литературе результаты получены на различных данных. Первая попытка получить сопоставимые результаты была предпринята в ходе упоминавшегося уже первого соревнования компьютерных систем по идентификации метафоры (VUA Metaphor Detection Shared Task) (Leong, Klebanov, & Shutova, 2018).

О системах идентификации метафоры для русского языка уже велась речь выше (см. пункт «Актуальность и научная новизна работы»). Как было указано, большинство известных нам работ выполнены в парадигме концептуальной метафоры. Те же эксперименты, которые направлены на идентификацию лингвистической метафоры, основаны на использовании переводного метода. Можно также упомянуть более

раннюю работу, выполненную П. Паничевой совместно с автором данного исследования (Panicheva & Badryzlova, 2017a) – в ней используются дистрибутивно-семантические вектора для решения задачи бинарной классификации предложений.

Глава II «Экспериментальный корпус» посвящена описанию русскоязычного корпуса с метафорической разметкой, который был собран и аннотирован в рамках данного исследования с целью применения в последующих экспериментах с использованием машинного обучения.

Корпус состоит из около 7 тыс. предложений, отобранных из 14,5-миллиардного веб-корпуса ruTenTen11¹. Каждое предложение содержит употребление одного из 20 целевых глаголов, представленных в Таблице 1.

Таблица 1. Целевые глаголы и количество предложений в корпусе

Глагол (рус.)	Транслитерация	Перевод (основное прямое значение)	Кол-во предложений
бомбардировать	bombardirovat	to bombard (smth/smb)	287
доить	doit	to milk (e.g. a cow)	467
греть	gret	to heat / warm (smb / smth)	503
нападать	napadat	to attack (smth/smb)	313
очерчивать	ocherchivat	to outline (smth)	225
отрубать	otrubat	to hack (smth) off	377
пилить	pilit	to saw (smth)	310
подхватывать	podkhvatyvat	to catch (smth falling)	373
причесывать	prichesyvat	to comb (smth/smb)	400
распылять	raspylyat	to spray (smth)	285
разбавлять	razbavlyat	to dilute, to liquefy (smth)	289
съедать	syedat	to eat (smth) up	693

¹ Доступ через интерфейс корпусного менеджера SketchEngine (Kilgarriff et al., 2014)

трубить	trubit	to blow a trumpet	397
укалывать	ukolot	to prick (smth/smb)	353
утюжить	utyuzhit	to iron (clothes)	364
выкраивать	vykraivat	to cut (in sewing: parts of a garment, from fabric)	253
взрывать	vzryvat	to blow (smth) up, to explode (smth)	289
взвешивать	vzveshivat	to weigh (smth)	298
зажигать	zazhigat	to ignite (smth)	294
жонглировать	zhonglirovat	to juggle (smth)	396
Total: 7,166			

Каждое предложение корпуса помечено одним из двух тэгов: либо ‘MET’ (метафорическое) – когда целевой глагол употреблен в метафорическом значении, либо ‘NONMET’ (неметафорическое) – когда целевой глагол употребляется в неметафорическом значении. Подкорпуса каждого из целевых глаголов сбалансированы по классам: 50% предложений принадлежат к метафорическому классу, а другая половина – к неметафорическому.

При разметке предложений для оценки метфоричности целевых глаголов мы в целом следовали процедуре MIPVU, описанной в Главе I, внося в нее некоторое количество небольших изменений. В частности, мы переформулировали понятие **базового значения**, принятого в MIPVU, переформулировав его в терминах актантной структуры глагола; в связи с этим вместо него мы вводим понятие **основного прямого значения**. Поскольку все целевые глаголы в своем основном значении являются переходными, то под основным прямым значением понимается такое значение, которое:

- Участвует в двухактантной конструкции, содержащей два обязательных аргумента: (1) агенс, (2) пациенс / тема;

- При этом агенсом предиката является лексема со значением «человек»; все иные аргументы имеют семантику физических (конкретных, неабстрактных) объектов.

Поскольку экспериментальный корпус создавался для целей эксперимента с использованием бинарной классификации, схема его аннотирования не содержит класса, к которому бы относились пограничные или сомнительные случаи (которые в процедуре MIPVU обозначаются тэгом ‘WIDLII’). Кроме того, мы не производим подразделения метафорических употреблений на подклассы, как это делается в MIPVU (где выделяются такие подвиды как не прямое и прямое метафорическое употребление, а также возможное олицетворение): все эти случаи мы объединяем в один класс ‘MET’. Мы прибегаем к подобному разделению лишь в целях описания корпуса, но при этом вместо термина «не прямое метафорическое употребление» мы предпочитаем использовать «конвенционализированная метафора», а вместо «не прямое метафорическое употребление» – «неконвенциональная метафора».

Предложения, относящиеся к **неметафорическому классу**, содержат употребление глагола

- в основном прямом значении (Пример [1]);
- в значении, связанном с основным прямым посредством диатетического сдвига (т.е. со сменой синтаксического ранга актантов) или посредством близко-метонимического сдвига (Пример [2]).

[1] (NONMET) *После того , как вы уже < очертили > карандашом контур , слегка припудрите губки... ‘*

[2] (NONMET) *Для этого лучше использовать угольный карандаш . Он четко < очертит > мелкие детали и придаст картине законченность и филигранность .*

К метафорическому классу относятся контексты следующих типов:

- А. Конвенционализированные метафоры (Пример [3]);
- Б. Неконвенциональные метафоры (Пример [4]);
- В. Идиоматические выражения (Пример [5]).

[3] (MET) *СМИ < трубят > о достижениях в решении различных социально-экономических проблем.*

[4] (МЕТ) *Самолюбие – это наполненный ветром воздушный шар , из которого вырывается буря , лишь < уколешь > его .*

[5] (МЕТ) *Когда то мои пра - пра - пра - пра - прадеды ... < грели > руки на ростовщичестве.*

Для оценки качества разметки был проведен тест с участием трех параллельных аннотаторов, которые независимо друг от друга разметили по 20% предложений из подкорпуса каждого глагола. Предложения для тестовой разметки были отобраны таким образом, чтобы в них в равной степени были представлены как случаи, потенциально способные вызвать затруднение при принятии решения, так и потенциально беспроблемные предложения. В результате разметки получены высокие значения меры согласованности между аннотаторами (Fleiss κ), равные 0,83 и 0,9 (в зависимости от способа бинаризации разметки, выполненной в схеме категориальных значений, см. Раздел 3 Главы II).

Глава III «Эксперимент по автоматической идентификации метафоры» содержит подробное описание хода и результатов эксперимента по идентификации метафоры в русскоязычном тексте на материале экспериментального корпуса, который был представлен в Главе II. Как было указано выше, эксперимент направлен на идентификацию лингвистической метафоры на уровне предложения; мы используем бинарную классификацию, т.е. в ходе эксперимента требуется разделить все контексты на два класса – содержащие метафорические употребления целевых глаголов и те, что содержат неметафорические употребления глаголов. Мы используем классификатор, основанный на методе опорных векторов (Support Vector Machine, SVM) с линейным ядром; обучение и тестирование алгоритма производится с применением 5-кратной кросс-валидации. В общей сложности проводится 21 эксперимент – по одному с подкорпусом каждого целевого глагола и один на объединенном подкорпусе всех глаголов.

Для работы классификатора мы выделяем следующие типы признаков:

- Вектора семантического сходства; рассчитываются на основе дистрибутивно-семантических векторов, получаемых из предобученных моделей А. Кутузова и Е. Кузьменко (Kutuzov & Kuzmenko, 2016; ‘RusVectōrēs’, n.d.). Данные модели были обучены с использованием алгоритма word2vec Continuous Skip

Gram на 10-миллиардном веб-корпусе Araneum Russicum Maximum (Benko & Zakharov, 2016). Применяемая мера семантического сходства (Herbelot & Kochmar, 2016; Newman et al., 2010) предназначена для того, чтобы фиксировать в тексте линейные семантические аномалии.

- Вектора совместной лексической встречаемости, вычисляемые при помощи метрики ΔP (Levshina, 2015); полученные индексы показывают меру ассоциированности каждой лексемы с метафорическим подкорпусом (=лексическая мера метафорической ассоциированности).
- Вектора совместной морфосинтаксической встречаемости рассчитываются с использованием той же метрики ΔP на тэгах, содержащих полную морфологическую информацию для существительных и глаголов (при этом все остальные части речи представлены тэгами, отражающими только часть речи, а знаки препинания – леммами). Полученные индексы отражают меру ассоциированности между грамматическими категориями и метафорическим подкорпусом (=морфосинтаксическая мера метафорической ассоциированности);
- Индексы конкретности / абстрактности, вычисляемые на основе списка из примерно 360 существительных, характеризующихся конкретной, вещественной семантикой и такого же количества абстрактных существительных. Для каждого слова нашего корпуса мы вычисляем среднее арифметическое мер его семантического сходства с десятью наиболее семантически близкими ему существительными из «вещественного» и «абстрактного» списка.
- Лексические и пунктуационные (=кавычки) маркеры метафоричности. В качестве лексических маркеров были отобраны слова *буквально*, *как будто*, *словно*, т.е. и *подобно*; вектора формировались из встречаемости маркеров и их линейного расстояния (в токенах) до целевого глагола. Данный тип оказался неэффективным для применения в машинном обучении вследствие разреженности данных этого типа. Тем не менее, мы считаем, что они имеют потенциал для дальнейших экспериментов, поскольку могут применяться для взвешивания лексических и морфосинтаксических векторов.

В каждом из проведенных экспериментов оценивалась результативность моделей, основанных как на отдельных признаках, так и на их комбинациях (по два, три и четыре).

Результаты работы (ассигасы) однопризнаковых моделей представлены в Таблице 2.

Таблица 2. Результаты эксперимента (ассигасы) для однопризнаковых моделей (*sem* – дистрибутивно-семантическая, *lex* – лексикостатистическая, *morph* – морфостатистическая, *concr_abstr* – с использованием индексов конкретности)

датасет / модель	sem	lex	morph	concr_abstr
bombardirovat	0.75	0.82	0.74	0.71
doit	0.69	0.81	0.74	0.77
gret	0.69	0.87	0.7	0.85
napadat	0.58	0.75	0.73	0.62
ocherchivat	0.6	0.84	0.72	0.91
otrubat	0.64	0.84	0.75	0.65
pilit	0.55	0.8	0.74	0.8
podkhvatyvat	0.68	0.83	0.75	0.79
prichesyvat	0.72	0.91	0.77	0.83
raspylyat	0.8	0.91	0.78	0.87
razbavlyat	0.78	0.88	0.76	0.81
syedat	0.8	0.85	0.73	0.74
trubit	0.79	0.81	0.75	0.79
ukalyvat	0.51	0.78	0.72	0.77
utyuzhit	0.66	0.86	0.73	0.7
vykraivat	0.79	0.94	0.84	0.86
vzryvat	0.52	0.84	0.69	0.69
vzveshivat	0.57	0.82	0.73	0.85
zazhigat	0.63	0.85	0.69	0.76
zhonglirovat	0.66	0.78	0.7	0.83

combined dataset	0.65	0.82	0.67	0.76
------------------	------	------	------	------

Согласно полученным результатам, модель с использованием лексикостатистического признака представляется наиболее перспективной в целях идентификации метафоры на неразмеченных данных, поскольку она демонстрирует наиболее стабильно высокие результаты – как на датасетах отдельно взятых глаголов, так и на объединенном датасете (ассурасу = 0.82). Морфостатистическая модель показывает существенно более низкие результаты на отдельно взятых глаголах (однако при этом ее результаты довольно стабильны) и сильно уступает лексикостатистической модели на объединенном датасете, демонстрируя ассурасу=0.67. Дистрибутивно-семантическая модель показывает довольно неустойчивые результаты на отдельно взятых глаголах (разброс значений находится в диапазоне от 0.5 до 0.82), и при этом слабо работает на объединенном датасете (0.65). Результаты основанной на индексах конкретности модели также довольно нестабильны (от 0.51 до 0.9), и, кроме того, эта модель дает самый невысокий результат на объединенном датасете.

Как показали результаты эксперимента, качество классификации у различных моделей существенно отличается при работе на разных датасетах, также как датасеты различных глаголов по-разному показывают себя при применении различных моделей: например, некоторые глаголы показывают хорошие результаты лишь при использовании одной или двух моделей, тогда как другие являются результативными со всеми четырьмя моделями. Можно предположить, что эти различия обусловлены спецификой лексической, семантической и морфосинтаксической сочетаемости различных значений глаголов; это предположение рассматривается в Главе IV.

В случае 19 из 20 отдельно взятых глаголов, а также на объединенном датасете оптимальные результаты получаются при применении однопризнаковых моделей; повышение сложности модели (количества признаков) ведет к увеличению результативности на 1-2 пункта; при таком приросте увеличение сложности модели представляется нам невыгодным.

Стабильность лексико-семантической модели, помимо того, что свидетельствует о потенциале к переносу ее на новые данные, также предполагает наличие некоего

множества лексем, которые предположительно могут являться устойчивыми предикторами метафоричности; попытка выделить из данных подобные предикторы предпринимается в Главе IV.

Несмотря на то, что признаки, основанные на дистрибутивной семантике, морфостатистике и индексах конкретности не показали убедительных результатов, очевидно, что подробный анализ их работы способен дать ценные наблюдения относительно семантических и морфосинтаксических факторов, обуславливающих метафоричность; попытка такого анализа также предпринимается в Главе IV.

Глава IV «Лингвистический анализ результатов» начинается с совместного разбора результатов лексикостатистического классификатора и классификатора, основанного на признаке конкретности (Раздел 1). Признаки, задействованные в лексикостатистическом классификаторе, анализируются двумя способами: во-первых, через индексы метафорической ассоциированности и во-вторых – через оценку вклада признаков. Индекс метафорической ассоциированности высчитывается как коэффициент ΔP (см. Глава III). Вклад признаков оценивается автоматически с помощью встроенного в алгоритм Random Forest функционала для отбора признаков. Признаки, использованные в классификаторе на индексах конкретности анализируются через соответствующие индексы лексем (см. там же).

Мы исходим из предположения, что качество классификации (ассигасы) может зависеть от того, насколько противопоставлены друг другу две группы лексики – лексемы, ассоциированные с метафорическим и неметафорическим подкорпусами, т.е. от величины той и другой группы. Мы использовали метод автоматической кластеризации, чтобы разбить всю лексику, имеющуюся в подкорпусе каждого целевого глагола, на группы на основании индексов метафорической ассоциированности лексем; полученные кластеры значительно отличаются по размеру у разных глаголов. Для того, чтобы установить степень зависимости между качеством классификации и специализированностью лексики между метафорическим и неметафорическим подкорпусом, мы оценили коэффициент корреляции Пирсона между этими двумя переменными. Полученная корреляция свидетельствует об умеренной зависимости между качеством классификации и

величиной обеих групп лексики: неметафорически-специализированной (0.55) и метафорически-специализированной (0.44).

Далее мы произвели анализ нескольких случаев лексических признаков, вклад которых в результат классификации был признан высоким в ходе автоматической оценки. Такой подход показывает, что данная оценка в целом отражает модели лексико-семантической сочетаемости различных значений глагола: например, для глагола *выкраивать* наиболее весомыми признаками с высокой метафоричной ассоциированностью являются лексемы *время, час, день, деньги, график, бюджет, неделя, пара* (напр., *выкроить пару дней*), *мир, отпуск*, а с низкой метафорической ассоциированностью – *припуск, сторона, срез, кожа, сумка, вариант, клапан, заготовка, рулон, отрезок*.

Как было показано выше (Глава III), из всех моделей, задействованных в эксперименте, лексикостатистическая модель представляется наиболее перспективной в плане переноса на неразмеченные данные, т.е. вероятности того, что классификатор, обученный на нашем размеченном корпусе, при тестировании на новых данных покажет достаточно высокий результат. Это ожидание основывается на высоком качестве классификации (ассигасу=0.82) лексикостатистической модели на объединенном датасете из 20 глаголов; данный результат может свидетельствовать о том, что в объединенном корпусе присутствуют лексемы, которые независимо от специфики лексико-семантической сочетаемости отдельных глаголов одинаково характерны, с одной стороны, для всех метафорических контекстов, а с другой – для всех неметафорических.

Можно предположить, что такие лексические предикторы будут находиться среди двух групп лексики: (а) лексем, вклад которых признан наиболее весомым на объединенном датасете, и (б) лексем, получивших высокую среднеарифметическую оценку вклада по сумме 20 датасетов отдельно взятых глаголов. Для того, чтобы выделить предикторы, мы объединили оба списка и применили фильтр по величине дисперсии частоты встречаемости в 20 датасетах (что позволило отфильтровать низкочастотные лексемы и лексемы, встречающиеся при небольшом количестве глаголов). Полный полученный список приводится в Таблице 6 Главы IV. В качестве примера номинативных предикторов с высокой метафорической ассоциированностью можно привести лексемы *задача, итог, риск, позиция, необходимость, уровень, житель, регион, факт, понятие, процесс, проблема*,

качество, состояние, центр, оценка, цель, результат, условие, период, отношение, развитие и др.; с низкой метафорической ассоциированностью – *платье, сумка, рукав, топор, нож, лампа, литр, фонарь, нить, батарея, телефон, мл, шерсть, торт, костер, песня, каша, жидкость, камень, чеснок, факел, девушка, лошадь, книга* и др. В целом в списке потенциальных предикторов численно преобладают существительные (по сравнению с глаголами, прилагательными и наречиями); следовательно, можно предположить, что существительные будут играть более существенную роль при переносе лексикостатистической модели на новые данные.

Разумеется, предложенный список потенциальных лексических предикторов подлежит дальнейшей экспериментальной проверке, чтобы выявить, какие из них в действительности проявят себя при переносе на новые данные. Для этого требуется создать новый корпус с дизайном, повторяющим дизайн использованного нами экспериментального корпуса, и затем, используя тот же метод (отбор признаков при помощи Random Forest и отсев по пороговому значению дисперсии частотного распределения) извлечь из него аналогичный список. Пересечение двух списков предположительно будет содержать наиболее надежные и генерализуемые лексические признаки.

В последней части Раздела 1 Главы IV исследуется взаимосвязь между метафорической ассоциированностью лексем и индексом их конкретности. Мы рассчитали среднеарифметический индекс конкретности для трех групп лексики: (а) слова с высокой метафорической ассоциированностью, (б) со средней ассоциированностью и (в) с низкой ассоциированностью. Кроме того, мы применили попарный *t*-тест для независимых выборок, чтобы сравнить конкретность этих трех кластеров. Среднеарифметические индексы конкретности оказались обратно зависимыми индексам метафорической ассоциированности: чем выше индекс ассоциированности кластера, тем ниже индекс его конкретности. Проведенный *t*-тест показал, что различия в индексах конкретности, наблюдаемые между кластерами, являются статистически значимыми. Тот факт, что лексемы с высокой метафорической ассоциированностью обладают наименее конкретной (т.е. наиболее абстрактной) семантикой – и наоборот – представляется нам важным, поскольку, если это наблюдение верно, то оно может рассматриваться как подтверждение одного из центральных положений теории концептуальной метафоры – о том, что

метафора представляет собой перенос между конкретной концептосферой-источником и абстрактной концептосферой-целью.

В Разделе 2 Главы IV производится качественный анализ результатов работы классификатора с применением дистрибутивно-семантического признака. Как было показано в Главе III, результаты данной модели характеризуются высокой нестабильностью между датасетами отдельных целевых глаголов (ассурасу варьируется в диапазоне от 0.5 до 0.82, среднееарифметическое значение=0.67), при этом качество классификации на объединенном датасете (ассурасу=0.65) значительно ниже, чем соответствующий результат лексикостатистической модели (0.82). Самые высокие результаты дистрибутивно-семантическая модель показывает на глаголах *съесть*, *выкраивать*, *распылять* и *разбавлять*, а самые низкие – на данных глаголах *взвесить* и *взорвать*.

Проведя анализ метафорических и неметафорических контекстов этих шести глаголов, мы приходим к выводу, что эффективность классификации, по-видимому, зависит от семантической однородности метафорического и / или неметафорического подкорпуса: у большинства результативных глаголов как минимум один из подкорпусов характеризуется семантической однородностью, то есть два корпуса максимально противопоставлены друг другу в том плане, что не существует семантических классов, присутствующих одновременно в обоих корпусах. Кроме того, по-видимому, играет роль фактор количества низкополисемичных слов (т.е. слов с невысоким количеством слов) в каждом из подкорпусов. Данное обстоятельство может оказывать отрицательное влияние на качество классификации, поскольку используемые нами дистрибутивно-семантические модели, на основе которых мы высчитываем меру линейного семантического сходства, не различают значения многозначных слов.

К примеру, практически все неметафорические контексты высокорезультативного глагола *съесть* содержат лексику семантического поля ПИЩЕВЫЕ ПРОДУКТЫ; при этом многие из этих лексем являются низкополисемичными, напр.: *йогурт*, *инжир*, *завтрак*, *овощи*, *мороженое*, *салат*, *конфеты*, *каша*, *суп*, *ананас*, *омлет*, и т.д. Большинство неметафорических предложений с высокорезультативными глаголами *распылять* и *разбавлять* содержат преимущественно низкополисемичную лексику семантических полей, относящихся к жидкостям, а также сыпучим, газообразным и порошкообразным веществам: *вода*, *аэрозоль*, *спрей*, *химикаты*, *газ*,

краска, раствор, препарат, и т.д. Высокореферентивный глагол *выкраивать* примечателен тем, что оба его подкорпуса (и метафорический, и неметафорический) обладают высокой степенью семантической однородности: тогда как неметафорические предложения содержат большое количество лексики из области кройки и шитья (*воротник, карман, подкладка, ткань, рукав, шов, пояс, трикотаж, обтачка, бейка* и т.д.), метафорические контексты характеризуются высокой встречаемостью лексики трех семантических полей – ВРЕМЯ, ДЕНЬГИ И МЕСТО.

Что касается невысокого качества классификации на данных глагол *взвесить*, то, по-видимому, оно обусловлено семантической размытостью прямого объекта неметафорического значения этого глагола – поскольку взвесить можно практически любой физический объект. Кроме того, семантическая граница между метафорическим и неметафорическим подкорпусами может размываться наличием большого количества абстрактных лексем в обоих подкорпусах. В случае неметафорических контекстов присутствие подобной лексики (*количество, часть, вещество, тяжелый, легкий, обнаружить, сосчитать, рассчитать, посчитать, получить, узнать, измерить; изменение, состояние, концентрация; точность, процент, цифра, функция; полезный, аккуратно, конкретный*) обусловлено параметрической семантикой прямого значения.

В случае другого глагола с низким результатом классификации на дистрибутивно-семантических векторах – *взорвать* – мы предполагаем, что этому способствуют следующие два обстоятельства, ведущие к размыванию семантической границы между метафорическими и неметафорическими контекстами. Во-первых, прямой объект одного из частотных метафорических значений («резко изменить что-либо, вызвать значительное потрясение») зачастую выражается метонимически, напр.: *Теперь оно (правительство) хочет < взорвать > школу изнутри – социальным неравенством*. Во-вторых, это метафорическое значение часто используется в контекстах, описывающих военные и террористические действия, напр.: *Из Кабардино-Балкарии можно < взорвать > ситуацию на всем Северном Кавказе*.

В первой части Раздела 3 Главы IV устанавливается корреляция между качеством классификации и наличием у отдельных глаголов ярко выраженных морфосинтаксических конструкций, специализирующихся на метафорических и неметафорических значениях. Наличие таких конструкций выражается степенью противопоставленности грамматических категорий с высокими и низкими

индексами метафорической ассоциированности и измеряется градиентом кривой, построенной на индексах метафорической ассоциированности грамматических категорий, а также дисперсией этих значений. Применение коэффициента корреляции Пирсона показывает сильную корреляцию между качеством классификации (ассигасы), с одной стороны, и градиентом и дисперсией кривых метафорической ассоциированности грамматических категорий, с другой (-0.75 и 0.78, соответственно).

Затем в Разделе 3 анализируется вклад отдельных морфосинтаксических признаков в качество классификация. Для оценки вклада применяется алгоритм Boruta (Kursa, Jankowski, & Rudnicki, 2010), представляющий собой надстройку над алгоритмом Random Forest; признаку Boruta приписывает один из классов: «Важный» ('Confirmed'), «Не определено» ('Tentative') или «Не важный» ('Rejected').

Вначале мы анализируем признаки с высоким вкладом на примере одно глагола – *выкраивать*. Мы показываем, каким образом признаки с высоким вкладом соотносятся с характерными для глагола конструкциями: к примеру, грамматической категории *n* (средний род) высокий вклад приписывается вследствие высокой частотности абстрактных существительных, а также указательных местоимений среднего рода (*время, то, это, посещение, дело, занятие, мероприятие* и т.п.) в функции прямого дополнения метафорического значения *выкраивать*, что, в свою очередь, связано с наличием у этого значения конструкции (модальное выражение) *выкроить время* (период времени) *на (для)_Prp N_acc / на то (для того), чтобы_Conj V_inf.*

Далее мы анализируем грамматические категории, вклад которых был определен как «Важный» в десяти или более случаях из 20 датасетов отдельных целевых глаголов – т.е. такие категории, которые можно рассматривать в качестве кандидатов на роль морфосинтаксических предикторов для всех или большинства глаголов. К примеру, категория *part* (частица) определена как важная; при этом она обладает высоким индексом ассоциированности с метафорой. Мы разделяем все частицы на три группы (а) частицы для выражения отрицания (*не* и *ни*), (б) частицы для выражения условного наклонения (*бы* и *б*) и (в) дискурсивные частицы, используемые в риторических целях и для выделения фокуса высказывания (*же, только, даже, просто, вот, лишь, ли, именно* и т.п.). Частотность всех единиц трех групп значительно выше в метафорических предложениях, т.е. в метафорических

высказываниях говорящие гораздо чаще используют отрицания, условное наклонение и дискурсивные маркеры. По-видимому, это явление обусловлено воздействием жанровой и тематической специфики высказываний, содержащих метафорические употребления в нашем корпусе: тогда как неметафорический подкорпус существенным образом представлен дискурсом технического и обучающего характера, метафорический подкорпус значительной частью состоит из контекстов, взятых с веб-форумов и иных социальных платформ, где пользователи общаются языком, приближающимся по своим характеристикам к разговорной речи; а разговорная речь, в свою очередь, направлена на непосредственную передачу сообщений от одного говорящего к другому – таким образом, ей присущ более интенсивный обмен эмоциональными сигналами и оттенками модальности.

Другим морфосинтаксическим признаком с высокой важностью, определенной алгоритмом *Woguta* на десяти или более датасетах отдельных глаголов, является грамматическая категория *n* (средний род). Этот признак уже рассматривался нами на примере глагола *выкраивать*, и его важность была обусловлена присутствием в метафорических контекстах большого числа абстрактных существительных. Данная закономерность распространяется на все глаголы: метафорические высказывания содержат более высокое количество словоформ среднего рода, что связано с тем, что среди них высоко содержание абстрактной лексики. Для количественной оценки конкретности / абстрактности лексики мы использовали индексы конкретности, рассчитанные нами для соответствующего классификатора (Глава III). Среднеарифметические значения конкретности словоформ трех родов отличаются: единицы среднего рода обладают наименьшей конкретностью (и, соответственно, наибольшей абстрактностью). Попарный *t*-тест для независимых выборок подтверждает статистическую значимость этого различия: разница в конкретности между ср.р. и м.р., а также между ср.р. и ж.р. является статистически более значимой, чем между м.р. и ж.р.

В последней части Раздела 3 анализируются грамматические категории, статус которых определен как «Важный» и «Не важный» на объединенном датасете из 20 глаголов. Выясняется, что значительная часть этого списка является зеркальной противоположностью списка важных и не важных грамматических категорий 20 отдельно взятых глагольных датасетов: категории, имеющие важный статус в одном списке, идентифицированы как не важные в другом, и наоборот. Мы предполагаем,

что такая противоречивая картина является аргументом в пользу невысокой генерализуемости морфосинтаксического признака, о чем шла речь с Главе III. По-видимому, если провести эксперимент, в котором классификатор будет обучаться на нашем корпусе, а тестироваться на новых неразмеченных данных, то, скорее всего, качество классификации будет невысоким.

В Заключении подводятся основные результаты проведенной работы:

- На материале русского языка была продемонстрирована работа новейших методов автоматической идентификации метафоры;
- Были предложены новые подходы к выделению признаков для машинного обучения с целью автоматической идентификации метафоры;
- Наблюдения, полученные в ходе глубокого анализа данных о результатах экспериментов с применением машинного обучения могут быть использованы для усовершенствования существующих методов автоматической идентификации метафоры.

По теме диссертации **опубликованы следующие работы**, три из которых посвящены компьютерной идентификации метафоры, а две – корпусному аннотированию метафоры:

1. Бадрызлова, Ю. (2017). Опыт корпусного моделирования факторов метафоричности на примере русских глаголов. *Компьютерная Лингвистика и Интеллектуальные Технологии*, 2, 30–44. Москва.
2. Badryzlova, Y., & Lyashevskaya, O. (2017). Metaphor Shifts in Constructions: The Russian Metaphor Corpus. *The 2017 AAAI Spring Symposium Series: Technical Reports*, 127–130.
3. Badryzlova, Y., Lyashevskaya, O., & Panicheva, P. (2019). Computer and metaphor: when lexicon, morphology, punctuation, and other beasts fail to predict sentence metaphoricity. *Cognitive Studies of Language. Integrative Processes in Cognitive Linguistics*, 37, 609–615. Nizhny Novgorod.
4. Badryzlova, Y., & Panicheva, P. (2018). A Multi-feature Classifier for Verbal Metaphor Identification in Russian Texts. *Conference on Artificial Intelligence and Natural Language*, 23–34. Springer.
5. Panicheva, P., & Badryzlova, Y. (2017). Distributional semantic features in Russian verbal metaphor identification. *Computational Linguistics and Intellectual Technologies*, 1, 179–190. Moscow.