

DOI: 10.17323/2587-814X.2024.1.7.21

Разработка интеллектуального помощника для подбора товаров в процессе диалога с пользователем*

Д.Е. Пальчунов^a 

E-mail: palch@math.nsc.ru

А.А. Якобсон^b

E-mail: a.yakobson@g.nsu.ru

^a Институт математики им. С.Л. Соболева, Сибирское отделение Российской академии наук
Адрес: Россия, 630090, г. Новосибирск, пр-т Академика Коптюга, д. 4

^b Новосибирский национальный исследовательский государственный университет
Адрес: Россия, 630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, д. 1

Аннотация

Статья посвящена разработке методов создания интеллектуальных помощников. Интеллектуальные помощники могут применяться в колл-центрах для решения проблем клиентов, для решения задач техподдержки, для помощи людям с ограниченными возможностями, для помощи в выборе товаров и др. Рассматриваются интеллектуальные помощники, ведущие аргументативный диалог с пользователями, направленный на поиск товаров и услуг, максимально удовлетворяющих желания и потребности пользователей. Разработка интеллектуального помощника ведется на основе четырехуровневой модели предметной области и семантической модели пользователя. Разрабатываемая система автоматизирует процесс поиска и обоснования решения за счет повторного использования прецедентов – накопленных ранее знаний о предыдущих диалогах с пользователями. Это дает разрабатываемой системе преимущество перед имеющимися аналогами, которые неспособны к переиспользованию знаний о предыдущих диалогах. В статье разрабатывается прецедентный подход к созданию интеллектуальной системы, способной аргументировать свои ответы. Для этого строится граф аргументации, разрабатываются методы структурирования прецедентов, используются онтологические гомоморфизмы для преобразования имеющихся прецедентов в готовое решение. Представлено описание теоретико-модельных методов построения интеллектуальных помощников. Прецеденты товаров, пользователей и диалогов интеллектуального

* Статья опубликована при поддержке Программы НИУ ВШЭ «Университетское партнерство»

помощника с пользователями формально описываются в виде частичных моделей. Преобразование прецедентов и сходство прецедентов формализуется при помощи онтологических гомоморфизмов частичных моделей. Цель разрабатываемой диалоговой системы – не только подобрать решение по запросу пользователя, но и выяснить задачи, которые собирается решать пользователь, провести анализ его аргументации, а затем обосновать пользователю предложенное решение, показать, что именно этот товар или услуга смогут удовлетворить его потребности.

Ключевые слова: интеллектуальный помощник, аргументативный диалог, прецедент, частичная модель, онтологический гомоморфизм, онтологическая модель предметной области, семантическая модель пользователя

Цитирование: Пальчунов Д.Е., Якобсон А.А. Разработка интеллектуального помощника для подбора товаров в процессе диалога с пользователем // Бизнес-информатика. 2024. Т. 18. № 1. С. 7–21.

DOI: 10.17323/2587-814X.2024.1.7.21

Введение

Сейчас мир переживает пик популярности технологий искусственного интеллекта (ИИ). Успех ChatGPT как универсальной диалоговой системы показал потребность людей в наличии интеллектуального инструмента для решения различных задач. ChatGPT решает многие задачи: от написания текстов для социальных сетей (с большим успехом) до создания научных работ (с не очень большим успехом).

В большинстве случаев такие системы выступают в роли крайне развитых и мощных компиляторов контента – перебирают существующие данные и по кусочкам собирают из них требуемый результат. При этом сама концепция нейронных сетей (нейросетей) накладывает на них вполне конкретное ограничение: они опираются на собственную обученную модель, на заранее внесенные в обучающую выборку данные. Как итог они не могут использовать недавние результаты собственной работы для улучшения процесса поиска решения, поскольку переобучение нейросети – долгий и ресурсоемкий процесс. Также, при появлении какого-либо принципиально нового объекта в предметной области (например, нового стиля рисования, если говорить о нейросети, создающей изображения), нейросеть при всем желании не сможет самостоятельно получить такой же результат – эти новые данные не были заложены в нее при обучении.

Дополнительно осложняет ситуацию и тот факт, что нейросети являются «черным ящиком», интерпретировать процесс их работы, особенно для

больших промышленных экземпляров, практически невозможно. Одним из возможных решений проблем нейросетевого подхода является построение логической системы, основанной на семантическом анализе и структуризации прецедентов – предыдущих сеансов работы интеллектуальной системы как с данным пользователем, так и со всеми предыдущими пользователями.

1. Задачи интеллектуального помощника

Нашей целью является разработка методов ведения аргументированного диалога интеллектуального помощника с пользователем для того, чтобы помогать пользователю достигать поставленных целей, реализовывать свои намерения, удовлетворять потребности, а также решать возникающие проблемы. В данной работе мы в первую очередь рассматриваем интеллектуальных помощников, помогающих пользователям в выборе подходящих товаров и услуг.

Для достижения этой цели необходимо автоматизировано решать следующие задачи:

- ♦ выявление интересов, потребностей, желаний, целей и намерений пользователя;
- ♦ выяснение, каким образом пользователь достигает своих целей, решает свои задачи, реализует намерения и удовлетворяет свои потребности (например, намерение приобрести желаемый товар);
- ♦ выявление обоснования, объяснения, аргументации пользователя, почему, например, ему нужно именно это устройство; выяснение конкретных

задач, которые пользователь собирается решать при помощи данного устройства (например, просмотр и редактирование фотографий, уборка помещения или управление умным домом);

- ◆ подбор для пользователя товара или услуги, наиболее подходящего для решения задач пользователя и удовлетворения его потребностей;
- ◆ построение аргументации, обоснования того, что данный товар или услуга действительно является самым лучшим для пользователя (при условии выполнения ограничений по цене товара и других нефункциональных требований), либо предложение пользователю набора товаров, которые наилучшим образом подходят для решения его задач;
- ◆ объяснение, в чем состоит отличие этих товаров, их положительные и отрицательные качества (в сравнении друг с другом) с точки зрения решения задач пользователя и удовлетворения его потребностей.

Для разработки методов ведения аргументативного диалога интеллектуального помощника с пользователем мы применяем современную теорию аргументации [1–9].

Данная статья в первую очередь посвящена изложению методов и технологий подбора интеллектуальным помощником товаров, наиболее подходящих пользователю, в процессе диалога с ним. Более подробное описание методов построения обоснования и аргументации того, что данный товар является наилучшим для пользователя, будет предметом следующей статьи.

Необходимую информацию для ведения диалога с пользователем интеллектуальный помощник берет из семантической (онтологической) модели [10–12], структуру которой мы опишем ниже. Семантическая модель наполняется и пополняется за счет извлечения информации как с сайтов производителей товаров и интернет-магазинов, так и за счет анализа отзывов покупателей о приобретенных товарах.

При разработке онтологической модели мы используем ряд онтологий. Это:

- ◆ онтология предметной области в целом;
- ◆ онтология характеристик, свойств, функциональных возможностей различных товаров и устройств;
- ◆ онтология пользователей: пользовательских задач, целей и намерений; каких целей пользователи достигают и какими способами.

Исключительно важным в разрабатываемом подходе является то, что мы сохраняем и анализируем диалоги с пользователем. Это является существенным отличием данного подхода от большинства существующих решений.

Например, Алиса (виртуальный голосовой помощник, созданный компанией Яндекс, ЯндексGPT 2) при ведении диалога с пользователем «не помнит» даже предыдущую реплику или вопрос пользователя. Если пользователь говорит: «Алиса, поставь мне какую-нибудь песню группы X», то Алиса поставит песню этой группы. Но если пользователь говорит: «Алиса, мне нравятся песни группы X. Поставь мне какую-нибудь песню этой группы», то Алиса отвечает «Мне нечего ответить».

Если во время воспроизведения песни спросить: «Алиса, какое название у этой песни?», она ответит. Если попросить: «Алиса, поставь предыдущую песню», она поставит. Но если спросить: «Алиса, какое название у предыдущей песни?», то она не сможет ответить.

Разрабатываемый нами интеллектуальный помощник при подборе товаров для пользователя и при порождении аргументации может обращаться:

- ◆ ко всему текущему диалогу с этим пользователем;
- ◆ к предыдущим диалогам с данным пользователем;
- ◆ к предыдущим диалогам с другими пользователями.

Таким образом интеллектуальный помощник работает с прецедентами ранее проведенных диалогов. Они находятся на третьем уровне четырехуровневой онтологической модели, которая будет подробно описана ниже.

В настоящее время различными организациями, такими, как интернет-магазины, банки и др., используются виртуальные ассистенты, предназначенные для помощи пользователю в поиске подходящего товара или услуги. Однако, как правило, эти системы работают по заранее заданному сценарию и при возникновении новой, не предусмотренной заранее ситуации, они не могут оказать помощь клиенту и перенаправляют его на взаимодействие с консультантом – человеком.

Эта ситуация, в которой виртуальный ассистент не способен найти решение или выдать нужную рекомендацию, приводит к снижению мотивации пользователя работать с ним в дальнейшем. Кроме того, подобные системы практически всегда ведут диалог «с нуля», не запоминая пользователя и кон-

текст диалога. Если пользователь уже обращался с подобной проблемой, он должен пройти весь путь поиска решения заново.

Разрабатываемая нами система автоматизирует процесс поиска решения за счет повторного использования накопленных ранее случаев (ситуаций, прецедентов). Путем сравнения цели текущего пользователя и информации из предыдущих диалогов возможно не только найти похожее решение в прошлом, но и дополнительно аргументировать предложенное решение на основе совпадения намерений. Это дает разрабатываемой системе преимущество перед существующими аналогами, которые неспособны к накоплению прецедентов и аргументации своих решений.

В данной работе мы разрабатываем прецедентный подход к созданию интеллектуальной системы, способной аргументировать свои ответы. Для этого строится граф аргументации, разрабатываются методы структурирования прецедентов, используются онтологические гомоморфизмы для преобразования имеющихся прецедентов в готовое решение. Целью интеллектуальной диалоговой системы является помощь человеку в поиске ответа на тот или иной вопрос. Наша задача — обойти ограничение нейросетевого подхода, состоящее в невозможности учитывать результаты недавних сессий работы с пользователем. Для этого мы реализуем прецедентный подход к построению решения с использованием онтологических гомоморфизмов. На его основе происходит построение и обоснование решения.

2. Существующие подходы и решения

В настоящее время существует множество диалоговых систем, созданных под разные задачи: систем, поддерживающих диалог с помощью простых фраз, систем — голосовых помощников (Алиса, Siri и прочие), способных к более сложному общению, шуткам или исполнению простых заданий (найти информацию в интернете, включить электрический прибор) и пр. На данный момент времени вершиной развития подобных диалоговых систем являются сложные языковые универсальные модели (LLM), разработанные под решение произвольных задач по типу ChatGPT.

Отдельно стоит выделить подкласс рекомендательных систем — для них важно не только найти и выдать корректную информацию, но также и обо-

сновать, почему система вывела определенное решение. Мы рассмотрим системы разных типов с точки зрения подходов к получению решения и его обоснованию.

2.1. ChatGPT

Диалоговая система (языковая модель LLM) от OpenAI, ориентированная на решение произвольных задач [13]. В ее основе лежит сильная предобученная языковая модель InstructGPT, используемая для формализации ввода пользователя, сама же модель обучена с применением подхода Reinforcement Learning with Human Feedback (RLHF). При помощи экспертов была создана модель вознаграждения, присваивавшая оценку корректности решения основной модели, после чего было запущено автоматизированное обучение с подкреплением.

На данный момент имеется исключительно мало исследовательских статей об архитектуре ChatGPT, поскольку OpenAI не разглашала подобную информацию, кроме той, что есть в блоге компании [13].

Модель имеет ряд недостатков.

1. При ведении длинного диалога, ответы становятся нечеткими, система начинает выдавать некорректные ответы. Причина этого состоит в том, что модель не обучается на длинных диалогах, фокус смещен на более подробные и детальные ответы на небольшое количество вопросов в одном сеансе.
2. Исходная модель не использует данные из сети интернет, а ограничена данными, которые попали в нее во время обучения. Как итог, она не может использовать сведения, полученные из диалогов с пользователями (например, новый факт об окружающем мире), что повышает зависимость модели от качества обучающих данных и создает временной лаг между появлением новых знаний и внесением их в модель.
3. Модель не верифицирует данные, полученные в ходе работы, что приводит к парадоксальной ситуации, когда система очень подробно рассуждает о бессмысленных вещах, вводя пользователя в заблуждение (этот феномен метафорически называется «галлюцинации»).

Кроме того, важно отметить, что ChatGPT может хранить контекст текущего диалога, но при следующем сеансе общения с этим же пользователем эта информация использоваться не будет. В результате, мы получаем, что модель может генерировать неактуальные для пользователя ответы,

которые ранее уже были получены и использованы в диалоге с ним же, «забывать» то, что пользователь сообщал модели ранее.

В то же время, задача дообучения нейронной сети такого масштаба, в зависимости от результатов диалогов, для решения проблемы динамического обновления набора прецедентов требует значительных затрат вычислительных ресурсов и может приводить к проблеме катастрофического забывания [14], поскольку поступающие данные могут быть какими угодно. В результате, разработчики предпочитают сначала набрать новые данные, обработать их и запустить разовый, но длительный процесс обучения.

2.2. BlenderBot

Модель BlenderBot от ParlAI, ориентированная на диалоги [15]. Благодаря наличию долговременной памяти, система лучше, чем ChatGPT поддерживает длинный диалог, она способна использовать информацию, ранее полученную от пользователя, однако данные, полученные от одного пользователя, не используются в диалоге с другими пользователями.

Архитектура системы BlenderBot построена по принципу конвейера [16], система формирует ответ, последовательно используя серию модулей, каждый из которых выполняет свою задачу, затем передает свой вывод в следующий модуль. Модель существует в трех видах, в зависимости от количества параметров (3, 30, 175 миллиардов параметров).

Порядок вызова модулей [16] зависит от контекста, в котором происходит диалог. Система формирует решение в зависимости от контекста диалога, обращаясь как к собственной долговременной памяти, так и формируя интернет-запросы. В случае, если поиск в памяти и в сети не требуется, данные будут извлекаться из текущего диалога. Ответ формируется из этих данных, кроме того, на этом этапе задействуются модули, ответственные за симуляцию эмпатии и личности в диалоге. Полный список модулей и их подробное описание присутствует в техническом отчете разработчиков BlenderBot [16]. Используя множество модулей и регулируя порядок их вызова, система может, поддерживая длинный диалог, обновлять свои данные о пользователе, вести диалог на несколько разных тем, переключаясь между ними, в зависимости от контекста последнего сообщения пользователя.

Рассматривая BlenderBot в контексте нашей задачи, можно отметить успешную реализацию в модели системы долговременной памяти и системы принятия решения о необходимости поиска в базе данных предыдущих диалогов или интернете. Однако, данные о предыдущих диалогах хранятся в памяти только в виде набора фактов (например, «Пользователь 1 любит собак», «Пользователь 2 живет в стране А»), не имеют семантической связи друг с другом, привязаны к конкретному пользователю. Таким образом, теряется основная часть контекста предыдущих диалогов. Также система не может воспроизвести собственные шаги в решении конкретной проблемы.

Таким образом, мы рассмотрели две популярные языковые модели, одна из которых предназначена для решения произвольных задач, а другая — для поддержания длительного и сложного по структуре диалога. Отметим, что обе эти модели не показывают пользователю в явном виде, как было получено решение и никак это решение не обосновывают, не аргументируют.

Далее мы рассмотрим примеры систем, разработанных для более узких областей применения, но с более структурированным подходом к построению аргументативного диалога.

2.3. Система ведения аргументативного диалога, основанная на аргументативных структурах

Система, представленная в [17], была разработана для ведения дискуссии между пользователем и системой на различные темы. Это текстовая система (хотя поддерживается и голосовой интерфейс), анализирует сообщения пользователя, извлекает из них предпосылки аргументации [17], на их основе генерирует аргументы. Программно система реализована как набор модулей, объединенных с помощью Apache ActiveMQ.

Фраза пользователя преобразуется в «диалоговое действие». Авторами рассматриваются четыре типа диалоговых действий: утверждение, вопрос, уступка и отступление. Для распознавания этих действий используется классификатор на основе логистической регрессии. Далее идет поиск подходящего узла аргументации в графе аргументации на основе косинусного сходства между векторами предложений (причем сходство рассматривается

между усреднением значения узла и фразы пользователя). Извлеченная аргументация обрабатывается с учетом предметной области и генерируется следующий аргумент.

Отметим важную особенность этой системы — она способна оценивать действия пользователя, в частности, продолжает ли он свою мысль, собирается начать говорить или собирается закончить — это служит дополнительной информацией при порождении ответа и его обосновании.

Наполнение базы аргументов происходит при помощи методов автоматического извлечения аргументов, разработанных в [18]. На момент публикации статьи [17], система была способна понимать пять тем для обсуждения и поддерживать до 2000 узлов аргументации для каждой из них. При этом отсутствует возможность динамического добавления в структуру аргументации новых данных по ходу диалога, так что возникает естественный вопрос: как отреагирует система на новую информацию, которой нет в ее данных.

2.4. Системы аргументации, основанные на деревьях коммуникационного дискурса

Согласно теории речевых структур, любой связный дискурс может быть описан одним деревом дискурса, описанным в виде структуры дерева с использованием теории речевых действий [30]. Каждый абзац текста (или весь текст целиком) преобразуется в дерево через связывание предложений с помощью речевых действий (например, «Обоснование»), в листьях дерева находятся сами предложения. Таким образом, строится дерево аргументации, по которому можно определить наличие аргументации в абзаце/тексте. Кроме того, такой подход позволяет сохранить контекст аргументации, без которого даже эксперт-человек не сможет провести анализ наличия аргументации.

Важно отметить, что в работе [30] рассматривается именно факт наличия аргументации, а не ее смысловая часть и/или убедительность. Тем не менее, подобный подход можно и использовать для семантического анализа аргументации.

Подход, основанный на деревьях коммуникационного дискурса, также рассматривается в работах [31, 32].

2.5. Система ведения аргументативного диалога о вакцинации против COVID-19

Диалоговая система [19] предназначена для консультации пользователя на тему вакцинации, с максимальным обоснованием рекомендаций системы. Система основана на построении графа аргументации, согласно подходу Чалагина и Хантера [20] — выяснение сходства предложений, чтобы получить ответ из базы знаний. Метод не учитывает предыдущие действия пользователя и, как итог, теряет контекст диалога. Система стремится учитывать аргументы пользователя и строить ответ, не противоречащий им и, в то же время, согласующийся с базой знаний.

Модуль аргументации системы [20] состоит из графа аргументации, составленного экспертом. Узлы этого графа представляют либо аргументы состояния, либо аргументы ответа. С каждым узлом связан набор предложений на естественном языке, отражающий возможные аргументы пользователя для данного узла. Поиск подходящего узла в графе осуществляется при помощи меры сходства предложений. Порождение решения происходит на основе предоставленной пользователем информации, причем найденный узел должен согласоваться с данными пользователя и предотвращать «опасности», обозначенные пользователем неприемлемые моменты решения (в примере статьи речь идет о противопоказаниях к вакцинации). При этом, если система не может найти «безопасное» решение, она все равно выдаст ответ пользователю, но с запросом дополнительной информации для корректировки решения. Таким образом, каждый новый аргумент пользователя «включает» соответствующий узел в графе аргументации, а идущие от этого узла связи либо подкрепляют соответствующие варианты решений, либо выключают их из графа.

Таким образом, известные универсальные диалоговые системы хорошо справляются со многими задачами, но при этом они не имеют механизмов пояснения хода построения решения для пользователя. Кроме того, их архитектура не позволяет им быстро интегрировать в свои базы знаний решения, полученные от успешных сеансов работы с пользователями.

С другой стороны, специализированные системы, в которых аргументация закладывалась как изначальное требование, в основном полагаются на заранее подготовленную базу знаний, составлен-

ную экспертом, и строят свои решения и аргументы на ее основе, выход за пределы этой базы знаний приводит к построению ненадежного решения. За счет этого проявляется невозможность работы с результатами предыдущих сеансов, поскольку у них отсутствует механизм вставки такой информации в базу знаний.

3. Четырехуровневая онтологическая модель предметной области

Как было указано выше, целью работы является создание методов ведения интеллектуальным помощником (цифровым ассистентом) аргументированного диалога с пользователем [21]. В рамках нашего исследования разработка интеллектуального помощника [22] основана на семантической модели – четырехуровневой онтологической модели предметной области [10, 11]. Опишем эту модель более подробно.

Первый уровень онтологической модели – это онтологии:

1. Онтология предметной области рассматриваемых товаров (устройств) – набор понятий, описывающих: виды устройств; строение и характеристики устройств; функциональность устройств.
2. Онтология пользователей – набор понятий, описывающих: цели и намерения; интересы, желания, потребности; виды (классы) решаемых задач.
3. Онтология диалогов – набор понятий, описывающих: аргументацию (аргументы, контраргументы и др.); эмоциональные оценки пользователей, их удовлетворенность или неудовлетворенность; успешность данного диалога (приобретение товара пользователем, продолжение общения и других товарах или прекращение диалога пользователем, нежелание далее его продолжать).

Под онтологией мы понимаем знания только о смысле понятий, то есть аналитические утверждения [23–25], не содержащие информации о состоянии реального мира.

Второй уровень онтологической модели – это общие (универсальные) знания. Это синтетические утверждения [23, 26], знания о реальном мире:

1. Теория предметной области – свойства конкретных товаров, их характеристики, функциональность и т.д.
2. Знания о видах пользователей, их классификации (по уровню доходов, социальному положению,

образовательному уровню), классах задач, решаемых пользователями, иерархии задач, методам сведения задач к подзадачам и возможности решения одних задач при помощи разных устройств.

3. Знания о методах ведения диалогов с пользователями – о методах аргументации, обоснования конкретных предложений пользователю; о методах выявления целей и потребностей пользователей, решаемых ими задачах; о методах определения эмоционального состояния и эмоциональных оценок пользователей.

Третий уровень онтологической модели, наиболее важный в рамках данной работы – уровень прецедентов. Это:

1. Прецеденты товаров и устройств – конкретные устройства, комплектующие, аксессуары, наборы устройств, цена и наличие товаров в магазинах и пр.
2. Прецеденты пользователей – те пользователи, с которыми интеллектуальный помощник уже вел диалоги, вместе с их свойствами и характеристиками; знания о пользователях, их целях, намерениях, интересах, потребностях, решаемых ими задачах.
3. Прецеденты диалогов с пользователями, иерархически структурированные: диалог с одним пользователем; все диалоги с данным пользователем; диалоги с классами пользователей.

Четвертый уровень онтологической модели – это оценочные и вероятностные знания. Они порождаются за счет анализа прецедентов, содержащихся на третьем уровне онтологической модели. Это, в частности:

- ♦ вероятности того, что пользователь с определенными характеристиками, имеющий определенные потребности захочет приобрести данное устройство;
- ♦ вероятности того, что пользователь, имеющий (купивший) устройство **A** захочет приобрести устройство **B**;
- ♦ оценки сходства прецедентов: устройств, параметров устройств, пользователей и диалогов с ними.

На основе данной четырехуровневой семантической модели мы разрабатываем прецедентный подход к построению аргументированного диалога интеллектуального помощника с пользователем.

Активно используемые сейчас нейросетевые алгоритмы, в силу своей структуры, ограничены в использовании недавних прецедентов в своей модели –

лишь при обучении следующей версии эти данные могут быть включены в обучающую выборку.

Применение прецедентного подхода решает эту проблему: мы можем добавлять новые прецеденты «на лету», в процессе работы системы. Также использование прецедентного подхода делает диалоговую систему способной к аргументации собственных выводов, обоснованию выбора предлагаемых пользователю товаров.

Прецедентный подход опирается на набор примеров-прецедентов из прошлых сеансов работы с пользователями. Для определенных предметных областей это позволяет строить решения из уже имеющихся данных, применяя к ним некоторые преобразования, меняющие структуру прецедента-решения в соответствии с поставленной пользователем задачей (такие преобразования, в частности, реализуются при помощи онтологических гомоморфизмов частичных моделей, которые будут подробно описаны ниже).

При реализации прецедентного подхода возникает ряд проблем. Во-первых, прецеденты должны быть структурированы, причем не в виде реляционной таблицы с набором некоторых колонок – такой способ организации сделает поиск подходящего прецедента слабо связанным со смысловым содержанием прецедента. Во-вторых, необходимо оценивать степень сходства прецедентов – как для поиска подходящей «стартовой точки», так и для преобразования прецедента в итоговое решение. В-третьих, система должна иметь возможность преобразовывать прецеденты в соответствии с требованиями пользователя.

Решением указанных проблем является организация прецедентов в семантический граф, где связи между прецедентами будут отражать их схожие стороны, показывая степень подобия в том или ином свойстве прецедента. Это решает проблему семантического поиска – нужно пройти по графу прецедентов, следуя нужным семантическим связям. При этом удаленность двух узлов друг от друга будет явным образом отражать степень сходства соответствующих прецедентов. Процесс преобразования прецедентов может быть рассмотрен как преобразование частичных моделей, формально описывающих данные прецеденты, при помощи онтологических гомоморфизмов, расширений и сужений частичных моделей. В данном случае свойства и параметры исходного прецедента будут преобразовываться не обязательно в те же самые понятия, но в

онтологически близкие. Возможно и изоморфное вложение – расширение исходного прецедента, а также сужение прецедента, удаление лишних элементов модели.

Таким образом, мы реализуем программную систему, осуществляющую поиск решения на основе семантического сходства прецедентов с объяснимым механизмом поиска решения.

4. Теоретико-модельный подход к разработке интеллектуального помощника

Важно отметить, что большинство рассматриваемых нами прецедентов – как прецеденты товаров, так и прецеденты пользователей, содержат только часть всей информации о пользователе или устройстве. Поэтому в рамках теоретико-модельного подхода прецеденты должны формально описываться не обычными моделями (алгебраическими системами), а частичными моделями.

Определение. Рассмотрим сигнатуру $\sigma = \langle P_1, \dots, P_m, c_1, \dots, c_l \rangle$, в которой P_1, \dots, P_m – символы предикатов, а c_1, \dots, c_l – символы констант. Рассмотрим кортеж $\mathcal{A}^p = \langle A, P_1, \dots, P_m, c_1, \dots, c_l \rangle$, пусть для каждого $n \leq m$ значение n -местного предиката P_i на \mathcal{A}^p определено как пара $P_i^{\mathcal{A}^p} = (P_i^+, P_i^-)$, где $P_i^+, P_i^- \subseteq |\mathcal{A}^p|^n$ и $P_i^+ \cap P_i^- = \emptyset$. Назовем \mathcal{A}^p частичной моделью в сигнатуре σ . Будем считать, что для элементов $a_1, \dots, a_n \in |\mathcal{A}^p|^n$ если $(a_1, \dots, a_n) \in P_i^+$, то выполнено $\mathcal{A}^p \models P_i(a_1, \dots, a_n)$, если $(a_1, \dots, a_n) \in P_i^-$, то выполнено $\mathcal{A}^p \models \neg P_i(a_1, \dots, a_n)$, а если $(a_1, \dots, a_n) \notin (P_i^+ \cup P_i^-)$, то значение предиката $P_i(a_1, \dots, a_n)$ на частичной модели \mathcal{A}^p не определено.

Класс частичных моделей сигнатуры σ обозначим через $K^p(\sigma)$.

Для преобразования частичных моделей, формализующих прецеденты, мы используем онтологические гомоморфизмы. В данной статье мы рассмотрим три вида онтологических гомоморфизмов, наиболее важных для данного изложения; в качестве иллюстрации возьмем пример устройства – ноутбук. Это гомоморфизмы **обобщения** (в частичной модели наличие в ноутбуке разъема *USB A* заменяем на просто наличие разъема *USB*), гомоморфизм **уточнения** (наличие в ноутбуке разъема *USB* заменяем на наличие *USB A*) и гомоморфизм **сходства** (наличие разъема *USB A* заменяем на наличие разъема *USB C*).

Дадим строгие определения онтологических гомоморфизмов. Для этого рассмотрим онтологиче-

ские отношения: на множестве ключевых понятий онтологии предметной области рассматриваемых товаров (устройств) – предикатах сигнатуры σ , введем два двуместных отношения: отношение *общее-частное* $Hyp(Q, P)$ и отношение *сходства* $Sim(P, Q)$. Отношение Hyp является частичным порядком, а отношение Sim является рефлексивным и симметричным (но не обязательно транзитивным).

Определение. Рассмотрим частичные модели $\mathfrak{A}^p \in K^p(\sigma_1)$ и $\mathfrak{B}^p \in K^p(\sigma_2)$, пусть $P^n \in \sigma_1$, $Q^n \in \sigma_2$, $\sigma_1 \setminus \{P^n\} \subseteq \sigma_2$ и выполнено $Sim(P, Q)$. Отображение $h: |\mathfrak{A}^p| \rightarrow |\mathfrak{B}^p|$ назовем онтологическим гомоморфизмом *сходства* частичной модели \mathfrak{A}^p в частичную модель \mathfrak{B}^p ($h: \mathfrak{A}^p \rightarrow \mathfrak{B}^p$) если для любых $c \in \sigma_1$ и $a_1, \dots, a_n \in |\mathfrak{A}^p|$ выполнено:

- а) если $\mathfrak{A}^p \models P(a_1, \dots, a_n)$, то $\mathfrak{B}^p \models Q(h(a_1), \dots, h(a_n))$;
- б) если $\mathfrak{A}^p \models \neg P(a_1, \dots, a_n)$, то $\mathfrak{B}^p \models \neg Q(h(a_1), \dots, h(a_n))$;
- с) $h(c^{\mathfrak{A}^p}) = c^{\mathfrak{B}^p}$.

Истинность и ложность остальных предикатов из σ_1 сохраняются.

Определение. Рассмотрим частичные модели $\mathfrak{A}^p \in K^p(\sigma_1)$ и $\mathfrak{B}^p \in K^p(\sigma_2)$, $\sigma_1 \setminus \{P^n\} \subseteq \sigma_2$ и выполнено $Hyp(Q, P)$. Отображение $h: |\mathfrak{A}^p| \rightarrow |\mathfrak{B}^p|$ назовем онтологическим гомоморфизмом *обобщения* частичной модели \mathfrak{A}^p в частичную модель \mathfrak{B}^p ($h: \mathfrak{A}^p \rightarrow \mathfrak{B}^p$) если для любых $c \in \sigma_1$ и $a_1, \dots, a_n \in |\mathfrak{A}^p|$ выполнено:

- а) если $\mathfrak{A}^p \models P(a_1, \dots, a_n)$, то $\mathfrak{B}^p \models Q(h(a_1), \dots, h(a_n))$;
- б) $h(c^{\mathfrak{A}^p}) = c^{\mathfrak{B}^p}$.

Истинность и ложность остальных предикатов из σ_1 сохраняются.

Определение. Рассмотрим частичные модели $\mathfrak{A}^p \in K^p(\sigma_1)$ и $\mathfrak{B}^p \in K^p(\sigma_2)$, пусть $P^n \in \sigma_1$, $Q^n \in \sigma_2$, $\sigma_1 \setminus \{P^n\} \subseteq \sigma_2$ и выполнено $Hyp(Q, P)$. Отображение $h: |\mathfrak{A}^p| \rightarrow |\mathfrak{B}^p|$ назовем онтологическим гомоморфизмом *уточнения* частичной модели \mathfrak{A}^p в частичную модель \mathfrak{B}^p ($h: \mathfrak{A}^p \rightarrow \mathfrak{B}^p$) если для любых $c \in \sigma_1$ и $a_1, \dots, a_n \in |\mathfrak{A}^p|$ выполнено:

- а) если $\mathfrak{A}^p \models \neg P(a_1, \dots, a_n)$, то $\mathfrak{B}^p \models \neg Q(h(a_1), \dots, h(a_n))$;
- б) $h(c^{\mathfrak{A}^p}) = c^{\mathfrak{B}^p}$.

Истинность и ложность остальных предикатов из σ_1 сохраняются.

Однократное или многократное применение онтологических гомоморфизмов позволяет интеллектуальному помощнику автоматически переходить от описаний одних устройств к описаниям других, в определенной степени подобных.

Например, пользователь хочет купить некоторое устройство с определенными характеристиками, но требуемого устройства нет в продаже (или его цена не устраивает пользователя). Тогда интеллектуальный помощник автоматически находит другое устройство, частичная модель которого онтологически гомоморфна модели исходного, но которое имеется в продаже, и предлагает это устройство пользователю. Автоматически ищется товар (или несколько товаров), наиболее близкий к требуемому.

Предлагая пользователю устройства, интеллектуальный помощник также предоставляет объяснение, почему их отличие от желаемого пользователем не являются существенными с точки зрения решаемых пользователем задач. Такие объяснения на естественном языке либо заранее задаются в семантической модели, при определении онтологического сходства понятий, либо извлекаются из текстов естественного языка в процессе диалога (в частности, из описаний товаров на сайтах производителей и магазинов, из отзывов покупателей и т.п. [27, 28]).

Данный процесс продолжается итеративно, пока не будет найдено устройство, устраивающее пользователя: пользователь указывает, что ему не нравится, интеллектуальный помощник подбирает новый вариант. Таким образом строится граф аргументации, в вершинах которого находятся частичные модели, соответствующие устройствам, а переходы происходят при помощи онтологических гомоморфизмов.

Здесь важно отметить, что под прецедентами, мы понимаем всевозможные объекты, субъекты и ситуации, с которыми работает интеллектуальный помощник. Прецедентами являются как объекты предметной области, сами пользователи, так и диалоги с пользователями, результаты работы предыдущего сеанса программной системы – артефакты взаимодействия интеллектуального помощника с пользователем. В качестве примера рассмотрим иерархию структурированных прецедентов – объектов предметной области, связанных с удовлетворением потребностей пользователя:

1. Объект предметной области, товар, который нужен пользователю (например, компьютер или смартфон).
2. Объект предметной области + потребности пользователя (которые выявил интеллектуальный помощник в процессе диалога).

3. Объект предметной области + потребности пользователя + класс решаемых пользователем задач. Мы расширяем прецедент, добавив к нему задачи, которые необходимо решать пользователю. Важно отметить, что свойства объекта предметной области (например, функциональность устройства) четко определены в базе знаний и независимы от восприятия пользователя. С другой стороны, задачи, которые пользователь намерен решить при помощи данного устройства, зависят от конечных целей пользователя, его желаний и потребностей. Класс решаемых задач определяет сам пользователь. Имея данные о потребностях пользователя и решаемых им задачах, мы строим прецедент как тройку: <частичная модель, описывающая устройство; потребности пользователя; набор (класс) решаемых пользователем задач>.

Такой способ представления прецедентов позволяет объединить объективную информацию о товарах с субъективной информацией о пользователе, полученной интеллектуальным помощником в процессе диалога. Напомним, что прецеденты представлены на третьем уровне онтологической модели предметной области.

Построение решения – подбор товара, нужного пользователю, предполагает сравнение как объектов предметной области (товаров, устройств), так и структурированных прецедентов, описанных выше. Для этого используется аппарат метрик, которые позволяют проводить сравнение объектов и прецедентов в ходе работы интеллектуального помощника. В частности, используется семантический граф прецедентов с заранее рассчитанной (или установленной экспертом) мерой сходства (подобия) прецедентов. Знания о мерах сходства прецедентов относятся к четвертому уровню онтологической модели предметной области. Исходя из этих знаний, в частности, задается отношение сходства $Sim(P, Q)$, рассмотренное выше при определении онтологических гомоморфизмов.

При подборе товаров приоритеты пользователя рассчитываются исходя из двух параметров: во-первых, свойств и функциональности устройств и, во-вторых, потребностей и желаний пользователя, класса решаемых им задач – то есть, объективных и субъективных параметров. Ориентируясь на эти два вида параметров, мы вычисляем сходство различных прецедентов, в том числе, объектов данной предметной области.

5. Программная реализация диалоговой системы

Разработанная программная система [22] представляет собой набор из пяти блоков (модулей), обеспечивающих различные этапы работы системы. Техническая реализация представляет собой MVC приложение на Java Spring, с REST интерфейсом.

Блок 1 отвечает за осуществление ввода пользователя и его формализацию через механизм поиска речевых действий [29], коррекцию модели пользователя и выявление пользовательских намерений.

Блок 2 отвечает за анализ полученного ввода, а также порождение сообщений системы о необходимости получения дополнительной информации у пользователя.

Блок 3 отвечает за поиск требуемого товара – прецедента предметной области. Осуществляется проверка – является ли частичная модель требуемого товара, построенная в результате диалога с пользователем, подмоделью модели некоторого прецедента предметной области (т.е., товара, имеющегося в наличии). На вход блока подаются сформулированные и проверенные на непротиворечивость потребности пользователя. Далее при помощи онтологических гомоморфизмов, реализованных на основе функции сходства двух частичных моделей, происходит поиск прецедента, наиболее сходного с желаемым пользователем.

Если прецедент найден, то данное решение будет предложено пользователю, описание найденного прецедента на естественном языке будет использовано в качестве обоснования (аргумента).

Блок 4 отвечает за анализ реакции пользователя. Основная функция блока – уточнить требования пользователя. Если в ответе пользователя есть новые данные, они формализуются с помощью механизмов блоков 1 и 2 и снова запускается блок 3. Таким образом процесс поиска решения происходит итеративно.

Блок 5 отвечает за окончательную генерацию решения и его обоснование (аргументацию). Пользователю предлагается товар, полностью соответствующий его требованиям, выявленным в процессе диалога. Также может быть представлен набор товаров, отвечающих требованиям, но отличающихся по цене или несущественным для пользователя характеристикам.

Заключение

В статье разрабатываются методы создания интеллектуальных помощников. Интеллектуальные помощники могут применяться для помощи выбора товаров — как рекомендательные системы, в колл-центрах для решения различных проблем клиентов, для решения задач техподдержки, для помощи людям с ограниченными возможностями. В данной работе в первую очередь рассматриваются интеллектуальные помощники, предназначенные для помощи выбора товаров пользователем.

Для создания интеллектуальных помощников мы разрабатываем методы ведения аргументированного диалога с пользователем. Для этого мы разрабатываем методы автоматизированного построения обоснований и аргументации. Формализация рассуждений и аргументации производится при помощи частичных моделей, гомоморфизмов и онтологических гомоморфизмов частичных моделей. Онтологические гомоморфизмы сходства частичных моделей формально описывают подобие прецедентов, что служит математическим базисом построения аргументации на основе прецедентов.

Предложенная архитектура программной системы реализует методы ведения диалога с использованием прецедентов, пополнением базы прецедентов после каждого сеанса работы, их организацию в виде семантической сети. Подобный подход позволяет добиться прозрачности работы системы, повысить гибкость подбора решения за счет анализа смыслового содержания вводимых пользователем фраз (с помощью атомарных моделей), что отличает систему от имеющихся аналогов.

Дальнейшее развитие системы возможно в направлении улучшения алгоритма поиска прецедента в семантической сети, с введением большего количества связей между прецедентами для повышения детализации поиска, а также разработки методов определения сходства и подобия прецедентов.

Благодарности

Работа выполнена в рамках государственного задания Института математики им. С.Л. Соболева Сибирского отделения Российской академии наук, проект FWNF-2022-0011. ■

Литература

1. Toulmin S.E. The uses of argument. Cambridge University Press, 2003.
2. Reed C., Rowe G. Araucaria: Software for argument analysis, diagramming and representation // International Journal on Artificial Intelligence Tools. 2004. Vol. 13. No. 4. P. 961–979.
3. Walton D., Reed C., Macagno F. Argumentation schemes. Cambridge University Press, 2008.
4. Macagno F., Walton D. Classifying the patterns of natural arguments // Philosophy & Rhetoric. 2015. Vol. 48. No. 1. P. 26–53. <https://doi.org/10.5325/philrhet.48.1.0026>
5. Wagemans J. Constructing a periodic table of arguments // Argumentation, objectivity, and bias: Proceedings of the 11th international conference of the Ontario Society for the Study of Argumentation, Windsor, Ontario, Canada, 2016. P. 1–12. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2769833>
6. Walton D., Gordon T.F. Argument invention with the Carneades argumentation system // SCRIPTed. 2017. Vol. 14. No. 2. P. 168–207. <https://doi.org/10.2966/scrip.140217.168>
7. Wachsmuth H., Potthast M., Al-Khatib K., Ajjour Y. Building an argument search engine for the Web // Proceedings of the 4th Workshop on Argument Mining, 2017. P. 49–59.
8. Slonim N. et al. An autonomous debating system // Nature. 2021. Т. 591. No. 7850. P. 379–384. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03215-w>
9. Stab C., Miller T., Shiller B., Rai P., Gurevych I. Cross-topic argument mining from heterogeneous sources // Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2018. P. 3664–3674.
10. Naydanov Ch., Palchunov D., Sazonova P. Development of automated methods for the critical condition risk prevention, based on the analysis of the knowledge obtained from patient medical records // Proceedings of the International Conference on Biomedical Engineering and Computational Technologies, Novosibirsk, 28–30 October 2015. P. 33–38. <https://doi.org/10.1109/SIBIRCON.2015.7361845>
11. Naydanov Ch., Palchunov D., Sazonova P. Development of automated methods for the prevention of risks of critical conditions, based on the analysis of the knowledge extracted from the medical histories // The Siberian Scientific Medical Journal. 2016. Vol. 36. No. 1. P. 105–113.
12. Найданов Ч.А. Разработка ядра онтологической модели, настраиваемой под предметную область // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. 2019. Т. 17. №. 1. С. 72–81.

13. Introducing ChatGPT // OpenAI, 2022. [Электронный ресурс]: <https://openai.com/blog/chatgpt> (дата обращения 26.01.2024).
14. McCloskey M., Cohen N.J. Catastrophic interference in connectionist networks: The sequential learning problem // *Psychology of Learning and Motivation*. 1989. Vol. 24. P. 109–165.
15. BlenderBot 3: A Conversational AI Prototype // Blenderbot AI. [Электронный ресурс]: <https://blenderbot.ai> (дата обращения 26.01.2024).
16. Shuster K. et al. Blenderbot 3: A deployed conversational agent that continually learns to responsibly engage // *arXiv:2208.03188*. 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.03188>
17. Higashinaka R. et al. Argumentative dialogue system based on argumentation structures // *Proceedings of the 21st Workshop on the Semantics and Pragmatics of Dialogue*. 2017. P. 154–155.
18. Lippi M., Torroni P. Argumentation mining: State of the art and emerging trends // *ACM Transactions on Internet Technology*. 2016. Vol. 16. No. 2. P. 1–25. <https://doi.org/10.1145/2850417>
19. Fazzinga B., Galassi A., Torroni P. An argumentative dialogue system for COVID-19 vaccine information // *International Conference on Logic and Argumentation*. Cham: Springer International Publishing, 2021. P. 477–485.
20. Chalaguine L.A., Hunter A. A persuasive chatbot using a crowd-sourced argument graph and concerns // *IOS Press Ebooks Series Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*. 2020. Vol. 326: Computational Models of Argument. P. 9–20. <https://doi.org/10.3233/FAIA200487>
21. Palchunov D., Yakobson A. Automated methods for conducting an argued dialogue with the user // *2022 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON)*, 2022. P. 880–885. <https://doi.org/10.1109/SIBIRCON56155.2022.10016975>
22. Пальчунов Д.Е., Якобсон А.А. Программная система «АргументДиалог». Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022664041, зарегистрировано 22.07.2022.
23. Carnap R. *Meaning and necessity. A study in semantics and modal logic*. Chicago, 1956.
24. Пальчунов Д.Е. Моделирование мышления и формализация рефлексии I: Теоретико-модельная формализация онтологии и рефлексии // *Философия науки*. 2006. № 4(31). С. 86–114.
25. Palchunov D.E. Methodological aspects of the application of model theory in knowledge engineering and artificial intelligence // *2022 Ural-Siberian Conference on Computational Technologies in Cognitive Science, Genomics and Biomedicine (CSGB)*, 2022. P. 210–215. <https://doi.org/10.1109/CSGB56354.2022.9865602>
26. Пальчунов Д.Е. Моделирование мышления и формализация рефлексии. Ч. 2: Онтологии и формализация понятий // *Философия науки*. 2008. № 2(37). С. 62–99.
27. Пальчунов Д.Е. Решение задачи поиска информации на основе онтологий // *Бизнес-информатика*. 2008. № 1(3). С. 3–13.
28. Orlovsky A., Palchunov D. Development of automated methods for the domain ontology population with the help of a virtual assistant // *2021 IEEE 22nd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM)*, 2021. P. 537–541. <https://doi.org/10.1109/EDM52169.2021.9507641>
29. Махина Е.Д., Пальчунов Д.Е. Программная система для определения речевых действий в текстах естественного языка // *Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии*. 2018. Т. 16. № 4. С. 95–106. <https://doi.org/10.25205/1818-7900-2018-16-4-95-106>
30. Galitsky B., Ilvovsky D., Kuznetsov S. Detecting logical argumentation in text via communicative discourse tree // *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*. 2018. Vol. 30. No. 5. P. 637–663. <https://doi.org/10.1080/0952813X.2018.1467492>
31. Galitsky B., Ilvovsky D., Kuznetsov S.O. Text integrity assessment: Sentiment profile vs rhetoric structure // *Computational Linguistics and Intelligent Text Processing* (eds. A. Gelbukh). CILing 2015. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 9042. Springer, Cham, 2015. P. 126–139. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18117-2_10
32. Galitsky B., Ilvovsky D., Kuznetsov S.O. Rhetoric map of an answer to compound queries // *Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing, Beijing, China, 2015*. Vol. 2: Short Papers. P. 681–686. <https://doi.org/10.3115/v1/P15-2112>

Об авторах

Пальчунов Дмитрий Евгеньевич

д.ф.-м.н., академик Российской инженерной академии;

в.н.с., Институт математики им. С.Л. Соболева, Сибирское отделение Российской академии наук, Россия, 630090, г. Новосибирск, пр-т Академика Коптюга, д. 4;

E-mail: palch@math.nsc.ru

ORCID: 0000-0001-9487-3256

Якобсон Александр Алексеевич

ассистент, кафедра общей информатики, Новосибирский национальный исследовательский государственный университет, Россия, 630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, д. 1;

E-mail: a.yakobson@g.nsu.ru

Development of an intelligent assistant for selection of goods in the process of dialogue with the user

Dmitry E. Palchunov^a

E-mail: palch@math.nsc.ru

Alexander A. Yakobson^b

E-mail: a.yakobson@g.nsu.ru

^a S.L. Sobolev Institute of Mathematics, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences
Address: 4, Akademika Koptyuga Ave., Novosibirsk 630090, Russia

^b Novosibirsk National Research State University
Address: 1, Pirogova St., Novosibirsk 630090, Russia

Abstract

This article is devoted to the development of methods for creating intelligent assistants. Intelligent assistants can be used in call centers to solve customer problems, to solve technical support tasks, to help people with disabilities, to help in choosing goods, etc. We consider intelligent assistants that engage in argumentative dialogue with users, aimed at finding goods and services that maximally satisfy users' wants and needs. The development of the intelligent assistant is based on a four-level model of the subject domain and a semantic model of the user. The system under development automates the process of search and decision justification through the reuse of domain cases: accumulated knowledge about previous dialogues with users. This gives the system we developed an advantage over existing analogues, which are incapable of reusing knowledge about previous dialogues. The paper develops a case-based approach to building an intelligent system capable of reasoning about its responses. For this purpose, an argumentation graph is constructed, methods for structuring domain cases are developed, and ontological homomorphisms are used to transform the available domain cases into a finished solution. A description of model-theoretical methods for constructing intelligent assistants is presented. The cases of goods, users and dialogues of an intelligent assistant with users are formally described in the form of partial models. The transformation of domain cases and similarity of cases are formalized using ontological homomorphisms of partial models. The purpose of the developed dialogue system is not only to select a solution according to the user's request, but also to find out the tasks that the user is going to solve, to analyze his argumentation, and then to justify the proposed solution to the user, to show that this particular product or service will be able to meet his needs.

Keywords: intelligent assistant, argumentative dialogue, domain case, partial model, ontological homomorphism, ontological model of the subject domain, semantic model of the user

Citation: Palchunov D.E., Yakobson A.A. (2024) Development of an intelligent assistant for selection of goods in the process of dialogue with the user. *Business Informatics*, vol. 18, no. 1, pp. 7–21. DOI: 10.17323/2587-814X.2024.1.7.21

References

1. Toulmin S.E. (2003) *The uses of argument*. Cambridge University Press.
2. Reed C., Rowe G. (2004) Araucaria: Software for argument analysis, diagramming and representation. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, vol. 13, no. 4, pp. 961–979.
3. Walton D., Reed C., Macagno F. (2008) *Argumentation schemes*. Cambridge University Press.
4. Macagno F., Walton D. (2015) Classifying the patterns of natural arguments. *Philosophy & Rhetoric*, vol. 48, no. 1, pp. 26–53. <https://doi.org/10.5325/philrhet.48.1.0026>
5. Wagemans J. (2016) Constructing a periodic table of arguments. *Argumentation, objectivity, and bias: Proceedings of the 11th international conference of the Ontario Society for the Study of Argumentation, Windsor, Ontario, Canada*, pp. 1–12. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2769833>
6. Walton D., Gordon T.F. (2017) Argument invention with the Carneades argumentation system. *SCRIPTed*, vol. 14, no. 2, pp. 168–207. <https://doi.org/10.2966/scrip.140217.168>
7. Wachsmuth H., Potthast M., Al-Khatib K., Ajjour Y. (2017) Building an argument search engine for the Web. *Proceedings of the 4th Workshop on Argument Mining*, pp. 49–59.
8. Slonim N. et al. (2021) An autonomous debating system. *Nature*, vol. 591, no. 7850, pp. 379–384. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03215-w>
9. Stab C., Miller T., Shiller B., Rai P., Gurevych I. (2018) Cross-topic argument mining from heterogeneous sources. *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 3664–3674.
10. Naydanov Ch., Palchunov D., Sazonova P. (2015) Development of automated methods for the critical condition risk prevention, based on the analysis of the knowledge obtained from patient medical records. *Proceedings of the International Conference on Biomedical Engineering and Computational Technologies, Novosibirsk, 28–30 October 2015*, pp. 33–38. <https://doi.org/10.1109/SIBIRCON.2015.7361845>
11. Naydanov Ch., Palchunov D., Sazonova P. (2016) Development of automated methods for the prevention of risks of critical conditions, based on the analysis of the knowledge extracted from the medical histories. *The Siberian Scientific Medical Journal*, vol. 36, no. 1, pp. 105–113.
12. Naidanov Ch.A. (2019) Development of ontological model kernel, customisable for the subject domain. *Vestnik of Novosibirsk State University. Series: Information technologies*, vol. 17, no. 1, pp. 72–81.
13. OpenAI (2022) *Introducing ChatGPT*. Available at: <https://openai.com/blog/chatgpt> (accessed 26 January 2024).
14. McCloskey M., Cohen N.J. (1989) Catastrophic interference in connectionist networks: The sequential learning problem. *Psychology of Learning and Motivation*, vol. 24, pp. 109–165.
15. Blenderbot AI (2022) *BlenderBot 3: A Conversational AI Prototype*. Available at: <https://blenderbot.ai> (accessed 26 January 2024).
16. Shuster K. et al. (2022) Blenderbot 3: A deployed conversational agent that continually learns to responsibly engage. *arXiv:2208.03188*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.03188>
17. Higashinaka R. et al. (2017) Argumentative dialogue system based on argumentation structures. *Proceedings of the 21st Workshop on the Semantics and Pragmatics of Dialogue*, pp. 154–155.
18. Lippi M., Torroni P. (2016) Argumentation mining: State of the art and emerging trends. *ACM Transactions on Internet Technology*, vol. 16, no. 2, pp. 1–25. <https://doi.org/10.1145/2850417>
19. Fazzinga B., Galassi A., Torroni P. (2021) An argumentative dialogue system for COVID-19 vaccine information. *International Conference on Logic and Argumentation*. Cham: Springer International Publishing, pp. 477–485.
20. Chalaguine L.A., Hunter A. (2020) A persuasive chatbot using a crowd-sourced argument graph and concerns. *IOS Press E-books Series Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, vol. 326: Computational Models of Argument, pp. 9–20. <https://doi.org/10.3233/FAIA200487>
21. Palchunov D., Yakobson A. (2022) Automated methods for conducting an argued dialogue with the user. *2022 IEEE International Multi-Conference on Engineering, Computer and Information Sciences (SIBIRCON)*, pp. 880–885. <https://doi.org/10.1109/SIBIRCON56155.2022.10016975>

22. Palchunov D.E., Yakobson A.A. (2022) *Software system "ArgumentDialogue"*. Certificate of state registration of computer programme No. 2022664041, registered 22.07.2022.
23. Carnap R. (1956) *Meaning and necessity*. A study in semantics and modal logic. Chicago.
24. Palchunov D.E. (2006) Modelling of thinking and formalization of reflexion I: Theoretical-model formalization of ontology and reflexion. *Philosophy of Science*, vol. 4(31), pp. 86–114.
25. Palchunov D.E. (2022) Methodological aspects of the application of model theory in knowledge engineering and artificial intelligence. *2022 Ural-Siberian Conference on Computational Technologies in Cognitive Science, Genomics and Biomedicine (CSGB)*, pp. 210–215. <https://doi.org/10.1109/CSGB56354.2022.9865602>
26. Palchunov D.E. (2008) Modelling of thinking and formalization of reflexion. Part 2: Ontologies and formalisation of concepts. *Philosophy of Science*, vol. 2(37), pp. 62–99.
27. Palchunov D.E. (2008) Solution of the information search task on the basis of ontologies. *Business-informatics*, vol. 1(3), pp. 3–13 (in Russian).
28. Orlovsky A., Palchunov D. (2021) Development of automated methods for the domain ontology population with the help of a virtual assistant. *2021 IEEE 22nd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM)*, pp. 537–541. <https://doi.org/10.1109/EDM52169.2021.9507641>
29. Makhina E.D., Palchunov D.E. (2018) Software system to determine speech actions in natural language texts. *Vestnik of Novosibirsk State University. Series: Information technologies*, vol. 16, no. 4, pp. 95–106. <https://doi.org/10.25205/1818-7900-2018-16-4-95-106>
30. Galitsky B., Ilvovsky D., Kuznetsov S. (2018) Detecting logical argumentation in text via communicative discourse tree. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, vol. 30, no. 5, pp. 637–663. <https://doi.org/10.1080/0952813X.2018.1467492>
31. Galitsky B., Ilvovsky D., Kuznetsov S.O. (2015) Text integrity assessment: Sentiment profile vs rhetoric structure. *Computational Linguistics and Intelligent Text Processing* (eds. A. Gelbukh). CICLing 2015. Lecture Notes in Computer Science, vol. 9042. Springer, Cham, pp. 126–139. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18117-2_10
32. Galitsky B., Ilvovsky D., Kuznetsov S.O. (2015) Rhetoric map of an answer to compound queries. *Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing, Beijing, China*, vol. 2: Short Papers, pp. 681–686. <https://doi.org/10.3115/v1/P15-2112>

About the authors

Dmitry E. Palchunov

Dr. Sci. (Phys.-Math.), Academician of the Russian Academy of Engineering;

Leading Researcher, S.L. Sobolev Institute of Mathematics, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, 4, Akademika Koptuyuga Ave., Novosibirsk 630090, Russia;

E-mail: palch@math.nsc.ru

ORCID: 0000-0001-9487-3256

Alexander A. Yakobson

Assistant, Department of General Informatics, Novosibirsk National Research State University, 1, Pirogova St., Novosibirsk 630090, Russia;

E-mail: a.yakobson@g.nsu.ru