

**Технологии информационного общества****МУЛЬТИАГЕНТНАЯ РЕПРЕЗЕНТАЦИЯ ОГРАНИЧЕННОГО  
ПОДМНОЖЕСТВА ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА**

Статья рекомендована к публикации членом редакционного совета А.Н. Райковым 30.11.2022.

**Макоева Дана Гисовна**

*Кандидат филологических наук*

*Институт информатики и проблем регионального управления – филиал Кабардино-Балкарского научного центра Российской академии наук, заведующая лабораторией «Компьютерная лингвистика»*

*Нальчик, Российская Федерация*

*makoevadana@mail.ru*

**Ксалов Арсен Мухарбиевич**

*Институт информатики и проблем регионального управления – филиал Кабардино-Балкарского научного центра Российской академии наук, лаборатория «Компьютерная лингвистика», научный сотрудник*

*Нальчик, Российская Федерация*

*arsenksal@gmail.com*

**Нагоев Мурат Арманович**

*Институт информатики и проблем регионального управления – филиал Кабардино-Балкарского научного центра Российской академии наук, лаборатория «Компьютерная лингвистика», научный сотрудник*

*Нальчик, Российская Федерация*

*nagoev-murat1298@mail.ru*

**Аннотация**

*Увеличение количества приборов и устройств с элементами искусственного интеллекта в нашей повседневной жизни, взаимодействие с которыми поддерживается естественно-языковыми средствами, вызывает необходимость в создании систем, способных обрабатывать большие массивы лингвистической информации. Естественный язык, будучи многоуровневой системой, постоянно подвергающийся влиянию окружающей среды, являет собой крайне сложный объект для формализации. В этой статье рассматривается применение теории мультиагентных систем для распознавания, понимания и синтеза естественного языка. Мы объединили два лингвистических подхода для обработки элементов естественного языка: лексико-структурный и когнитивно-лингвистический.*

**Ключевые слова**

*мультиагентные системы; нейрокогнитивная архитектура; обработка естественного языка; интеллектуальные агенты*

**Введение**

Изначально большинство систем автоматической обработки языка основывались на последовательных архитектурах, которые были просты в использовании, но проявляли ограниченный функционал. Около 20-30 лет назад впервые было показано [1, 2, 3, 4, 5], что распределенные системы могут явиться возможной альтернативой традиционным системам обработки естественного языка, т.к. позволяют осуществлять взаимодействие между автономными, специализированными и рассредоточенными модулями.

---

© Макоева Д.Г., Ксалов А.М., Нагоев М.А. 2023

Производство и хостинг журнала «Информационное общество» осуществляется Институтом развития информационного общества.

Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons «Атрибуция — Некоммерческое использование — На тех же условиях» Всемирная 4.0 (Creative Commons Attribution – NonCommercial - ShareAlike 4.0 International; CC BY-NC-SA 4.0). См. <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/legalcode.ru>

[https://doi.org/10.52605/16059921\\_2023\\_04\\_147](https://doi.org/10.52605/16059921_2023_04_147)

Рассмотрим современные модели репрезентации естественного языка в информационных системах.

В исследовании [6], проведенном в Google предлагается новый способ представления лингвистических знаний под названием BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers – двунаправленный ‘энкодер репрезентации на основе трансформера). Основное преимущество данного подхода в том, что в ней учитывается контекст как слева направо, так и справа налево, в то время как в других моделях учитывался только контекст слева направо.

В работах [7, 8], проведенных компанией OpenAI, представляются два поколения (GPT-2 и GPT-3) алгоритмов обработки естественного языка. По заявлению разработчиков алгоритм способен решать «любые задачи на английском языке». Алгоритм основывается на предварительном обучении языковых моделей. Для обучения последнего поколения алгоритма исследователи собрали набор данных на английском языке из более 570 ГБ текстов из сети Интернет. Основа метода – архитектура глубоких нейронных сетей – трансформер.

Исследователи из Университета Карнеги-Меллона и компании Google разработали новую модель (XLNet) для задач обработки естественного языка, таких как понимание и классификация прочитанного текста, анализ настроений и т.д. XLNet – это обобщенный авторегрессионный метод предварительного обучения, который использует симбиоз подходов: авторегрессионное языковое моделирование (Transformer-XL) и автоматическое кодирование (BERT). Эксперименты показывают, что новая модель превосходит как BERT, так и Transformer-XL, и достигает самой высокой производительности в 18 задачах обработки естественного языка [9].

Программы обработки естественного языка добились значительных успехов благодаря внедрению методов предварительного обучения, но вычислительные затраты затрудняют точную настройку параметров. В работе [10] исследователи из Вашингтонского университета и компании Facebook проанализировали обучение модели двунаправленных представлений кодировщика от преобразователей Google (BERT) и внесли несколько изменений в процедуру обучения, которые повысили ее производительность. В частности, исследователи использовали новый, более крупный набор данных для обучения, обучили модель на гораздо большем количестве итераций и убрали цель прогнозирования следующей последовательности. Получившаяся оптимизированная модель RoBERTa (Robustly Optimized BERT Approach) совпала с результатами недавно представленной модели XLNet.

Трансферное обучение, при котором модель сначала предварительно обучается на задаче с большим объемом данных, а затем настраивается на последующую более узкую задачу, стало мощной техникой обработки естественного языка. Эффективность трансферного обучения привела к разнообразию подходов, методологий и применений. В статье [11] авторы исследуют инструменты трансферного обучения, представляя унифицированную структуру, которая преобразует каждую языковую задачу в формат «преобразование текста в текст». Такая структура позволяет использовать одну и ту же модель декодирования для различных задач, включая обобщение, анализ настроений, ответы на вопросы и машинный перевод. Исследователи называют свою модель трансформером преобразования текста в текст (T5) и обучают ее на большом массиве данных, извлеченных из Интернета.

Анализ других современных работ в области обработки естественного языка показал, что в основе также лежат нейронные сети и алгоритм предварительного обучения [12, 13, 14, 15].

Несмотря на тот факт, что ведущая роль искусственных нейронных сетей в процессе создания интеллектуальных систем и программ для обработки естественного языка никем оспаривается, у них есть ряд ограничений, а именно: проблема переобучения. Она заключается в том, что нейронная сеть запоминает правильный ответ, а не анализирует его, это приводит к тому, что нейронная сеть не чувствительна к изменениям контекста, что часто может влиять на «правильность» ответа. Еще одним сдерживающим фактором является невозможность отследить, каким именно образом сеть обрабатывает данные и принимает решения.

В данной работе в отличие от вышеописанных применяются методы мультиагентного моделирования в имитационной системе. Использование мультиагентной системы на основе интеллектуальных программных агентов с развитой когнитивной архитектурой позволяет создавать формальное представление лингвистической информации на любых языковых уровнях: от конкретного, морфологического, до абстрактного, семантического.

Актуальность исследования состоит в том внедрение сверхсложных, но высокоинтеллектуальных информационных компьютерных технологий в сферы человеческой деятельности требует кардинального изменения в управлении автоматизированными системами для более удобного и рационального их использования. Потребность в речевом общении с компьютером, роботом естественна и часто необходима. В наибольшей мере ее стимулирует наличие специфических областей, где естественно-языковые команды являются наиболее приемлемым или даже единственно возможным решением. К ним относятся телефонный доступ к автоматическим справочным системам, управление удаленным компьютером или мобильным портативным устройством, осуществляемое во время движения. Разработки систем распознавания, понимания и синтеза речи необходимы для создания голосового интерфейса, управляющего системами «smart house», «smart car», голосовых ключей, голосовых навигаторов для управления программным и аппаратным обеспечением, оказания помощи людям с ограниченными возможностями.

## Мультиагентная когнитивная архитектура

С целью создания системы для репрезентации элементов естественного языка при решении задач распознавания, понимания и синтеза речи предлагается использовать мультиагентную систему.

Мультиагентные системы (МС) могут использоваться для решения задач в различных областях, включая робототехнику, распределенное управление, телекоммуникации, экономику и т.д. Заранее запрограммированное поведение агентов не всегда справляется с решением сложных задач, возникающих в этих областях. Вместо этого агенты должны найти решение самостоятельно, используя обучение [16].

Знания людей увеличиваются посредством коммуникации. Подобно человеческим социальным группам, агенты в мультиагентных системах, вероятно, выиграют от взаимодействия друг с другом с целью обмена знаниями и обучения навыкам [16].

Мультиагентные системы – это организованное общество агентов, которые взаимодействуют друг с другом, для достижения коллективных или личных целей. К основным характеристикам МС относятся: (1) иерархия, с помощью которой группы агентов организованы внутри системы в зависимости от роли, характеристик и задач; (2) взаимодействие между агентами, которое основывается на обмене промежуточными результатами для поиска решения индивидуальных задач и способствует достижению общих целей системы; (3) координация, которая позволяет агентам координировать действия и поведение, что позволяет системам избегать конфликтных ситуаций между агентами и быть последовательными; (4) контроль - основной механизм реализации координации в мультиагентных системах. Параметры управления бывают двух типов: глобальные и локальные; (5) коммуникация между агентами, оператором, обществом или системой, позволяющая достичь цели. Этот подход воспроизводит сложную социальную организацию современного общества в искусственных системах [16].

Применяемый нами подход основывается на вычислительной абстракции мультиагентных нейрокогнитивных систем, которые моделируют архитектурные соответствия нейронных связей в человеческом мозге [17], что позволяет разработать модель, способную самостоятельно обучаться, распознавать и понимать потоки данных, используя имеющиеся знания, контекст и опыт. Основы этого подхода представлены в [18].

Мультиагентная когнитивная архитектура - это система, образованная множеством интеллектуальных агентов-нейронов, взаимодействующих друг с другом посредством контрактов. Контракты нужны для достижения общесистемной цели и взаимодействия с внешней средой и для получения дополнительной энергии. Энергия в этом случае рассматривается как целевая функция агента в задаче максимизации продолжительности собственной жизни при ограничениях внешней среды. Под контрактом понимается зависимость, возникающая и развивающаяся, когда агенты заключают обязательства друг с другом на условиях взаимовыгодного обмена энергией на знания. Эта зависимость лежит в основе мультиагентного экзистенциального картирования.

Агенты-нейроны  $\mathfrak{N}_i^j$ , где  $i$  - имя агента,  $j$  - тип агента, для достижения внутренней цели,

$$Z = E(s_{it_c}^j) \xrightarrow{a_{it_c}^j} \max, \quad (1)$$

направленной на увеличение собственной энергии  $E$ , поддерживают взаимодействие друг с другом посредством отправки естественно-языковых сообщений. В (1)  $s_{it_c}^j$  – это некая ситуация, в которой агент оказался в момент времени  $t_c$ ,  $a_{it_c}^j$  – это действия, которые нужно совершить, чтобы из текущей ситуации перейти к ситуации, которая приведет к увеличению энергии [19].

Коммуникация между агентами происходит в соответствии с договорными обязательствами - «мультиагентный контракт [20]. Контракт – это алгоритм, согласно которому агент-нейрон  $\aleph_i^j$  типа  $j$  делает рассылку сообщений всем агентам-нейронам  $\aleph_l^l$  типа  $l$ , в соответствии со списком рассылки  $m_{i_l}^l$ . Агент  $\aleph_i^j$  получает вознаграждение в виде энергии  $e_n^j$  за заключенный контракт с агентом  $\aleph_l^l$ . Энергия – безразмерная величина. При этом возникает мультиагентное экзистенциальное отображение или  $y$  - отображение (айн-отображение) [19], согласно которому агенты на запрос контрагентов сообщают требуемую информацию в обмен на энергию. Такое отображение записывается в виде

$$\aleph_i^j = y(\aleph_i^l) \quad (2)$$

Каждый агент-нейрон обладает собственной базой знаний, согласно которой он работает. Знания агента представляют собой продукции, условная часть которых определяет начальную и конечную ситуацию, а ядро – действие, которое переводит агента из начальной ситуации в конечную и могут быть записаны как

$$k_i^{jh} = (s_{t_i\tau_a}^{j\tau_b} \wedge s_{t_i\tau_c}^{h\tau_f}; a_{t_i\tau_d}^{jh\tau_f}), \tau_a \leq \tau_b \leq \tau_c \leq \tau_d \leq \tau_f, \quad (3)$$

где  $s_{t_i\tau_a}^{j\tau_b}$  – начальная ситуация,  $s_{t_i\tau_c}^{h\tau_f}$  – конечная (желаемая) ситуация,  $a_{t_i\tau_d}^{jh\tau_f}$  – действие, которое должен выполнить агент, чтобы из начальной перейти в желаемую ситуацию.

Причем условная часть может содержать две и более ситуации связанные условным «и» в виде

$$L_i^j = s_{t_i\tau_a}^{j\tau_b} \wedge s_{t_i\tau_c}^{h\tau_d} \wedge \dots \wedge s_{t_i\tau_d}^{h\tau_f} \quad (4)$$

а ядро состоять из нескольких действий и записано в виде

$$H_i^j = a_{t_i\tau_a}^{jh\tau_b} \wedge a_{t_i\tau_c}^{jh\tau_d} \wedge \dots \wedge a_{t_i\tau_d}^{jh\tau_f}. \quad (5)$$

Тогда, учитывая (4) и (5), знание (3) можно переписать в виде

$$k_i^{jh} = L_i^j \Rightarrow H_i^j. \quad (6)$$

Способность агента вступать в контрактные отношения с агентами-нейронами определенного типа называется валентностью [21].

## Подходы к репрезентации естественного языка в мультиагентной системе

В представляемой нами системе были представлены два метода репрезентации лингвистической информации: лексико-структурный и когнитивно-лингвистический подходы.

В первом случае агенты-нейроны ассоциируются с морфосинтаксическими категориями слов и проявляют соответствующее поведение, в частности обмениваются сообщениями и осуществляют поиск агентов, с которыми они могут заключить контракты, тем самым выстраивая отношения более сложного уровня до тех пор, пока не будет представлена вся мультиагентная модель высказывания. Понимание и синтез речи в таком случае осуществляется при учете грамматических правил русского языка, что сближает данный подход с теориями грамматики зависимостей [21, 22], т.к. предполагает выявление и применение принципов следования и зависимости непосредственно составляющих высказывания, что в итоге приводит к моделированию структурной репрезентации высказывания.

В соответствии с грамматикой зависимостей между словами устанавливаются отношения зависимости, т.е. глаголы «притягивают» к себе существительные, местоимения, наречия, существительные – прилагательные. Таким образом, агенты в системе рассматриваются как единицы знаний и композиционное значение предложения выводится посредством взаимодействия между агентами, они стараются найти тех агентов, с кем могут заключить контракт

на взаимодействие. Очевидно, что контракты не заключаются случайным образом, они основываются на принципах грамматики зависимостей и поиска энергии. [21, 22]

Агенты взаимодействуют через поисковой процесс посредством рассылки прямых и общих сообщений. Так, агенты типа глаголы делают рассылки существительным и местоимениям для объективизации своей валентности. [21, 22]

Язык обеспечивает понимание природы, структуры и организации мыслей и идей. Наиболее важным отличием когнитивной лингвистики от других подходов к изучению языка является то, что предполагается, что язык отражает определенные фундаментальные свойства и конструктивные особенности человеческого разума [23].

Мы воспринимаем язык как должное, однако почти во всех ситуациях, в которых мы оказываемся, язык обеспечивает быстрое и эффективное выражение своих мыслей посредством предоставления хорошо развитых средств кодирования и передачи сложных и тонких идей. На самом деле эти средства связаны с двумя ключевыми функциями языка: символической функцией и интерактивной функцией [23].

Важнейшей функцией языка является выражение мыслей и идей. То есть язык кодирует и воплощает наши мысли. Язык делает это с помощью символов. Символы — это «кусочки языка». Это могут быть значащие части слов - морфемы, целые слова или «цепочки» слов - словосочетания и предложения. Эти символы состоят из форм, которые могут быть произнесены, написаны или подписаны, и значений, с которыми эти формы обычно сочетаются. На самом деле символ лучше называть символической сборкой, поскольку он состоит из двух частей, которые условно связаны. Другими словами, эта символическая сборка представляет собой пару формы и значения. Форма может быть звуком или орфографическим представлением, которое мы видим на странице: кошка или знаковый жест на языке жестов. Значение — это обычно концептуальное или семантическое содержание, связанное с символом. Символическая сборка формы и значения представлена на рис. 1. [23].



Рис. 1. Соотношение формы и значения в когнитивной лингвистике

В соответствии с вышесказанным в разрабатываемой нами системе представлены агенты разных типов, что соответствует разным уровням языка: морфологический, синтаксический, семантический, лексический. В системе имплицитно представлены лексический (внутри которого реализованы морфологический и синтаксический уровни) и семантический уровни, что обусловлено предположением о том, что для репрезентации значения в системе необходимы два вида агентов: агенты-слова и агенты-понятия. Агенты-слова хранят в себе фонетическую информацию, парадигматические и синтагматические отношения. Агенты-понятия содержат в своих базах знаний описание объекта, соответствующее данному слову. Между двумя агентами, хранящими разную информацию об одной и той же единице языка, устанавливаются контрактные отношения. Активация одного из них влечет за собой возбуждение другого.

Таким образом можно заключить, что в своей работе мы применяем методы мультиагентного моделирования в имитационной системе, инструментарий когнитивной лингвистики и грамматики зависимостей для формального представления семантики элементов естественного языка.

Рассмотрим программную реализацию предлагаемого подхода.

На лексическом уровне реализованы агенты разных частей речи как самостоятельных (существительное, глагол, прилагательное), так и служебных (вопросительное слово). При появлении в системе слово инициирует создание своего соответствующего семантического агента (рис. 2), помимо этого в зависимости от части речи, т.е. типа, начинается поиск слов, способных заключить с ним контракт на взаимодействие.

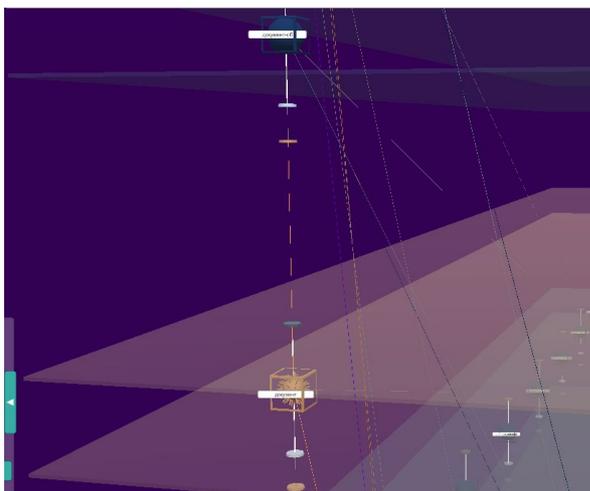


Рис. 2. Визуализация процесса заключения контракта между лексическим и семантическим агентами

Запрос на заключения контракта представляет собой вопрос, соответствующий частеречной принадлежности слова. Например, слова типа существительное задают вопрос: «Кто купит информацию, отвечающую на вопрос: кто/что?» В базе знаний агента это представлено следующим образом (рис. 3).

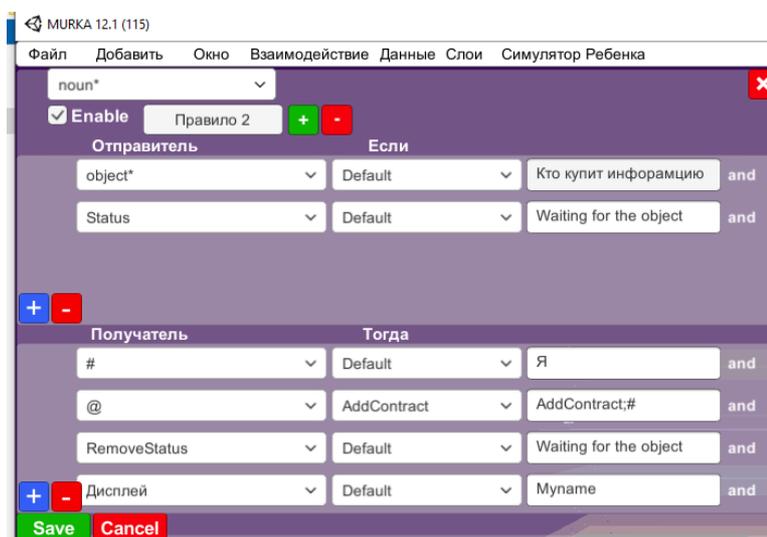


Рис. 3. Запрос на заключения контракта

На подобный запрос могут отреагировать только агенты, связанные с существительным синтаксическими отношениями, т.е. прилагательные и глаголы. Таким образом, заключение контрактов обуславливает создание структур более высокого уровня, а именно именная группа, глагольная группа и т.д.

В соответствии с грамматикой зависимостей между словами устанавливаются отношения зависимости, т.е. глаголы «притягивают» к себе существительные, местоимения, наречия,

существительные – прилагательные. Таким образом, агенты в системе рассматриваются как единицы знаний и композиционное значение предложения выводится посредством взаимодействия между агентами, они стараются найти тех агентов, с кем могут заключить контракт на взаимодействие.

### Реализация процесса обучения элементам естественного языка

Процесс синтеза речи начинается с обучения. В систему через интерфейс редактора вводится слово «стол», т.к. ввод был осуществлен с клавиатуры, создается лексический агент типа существительное (рис. 4).

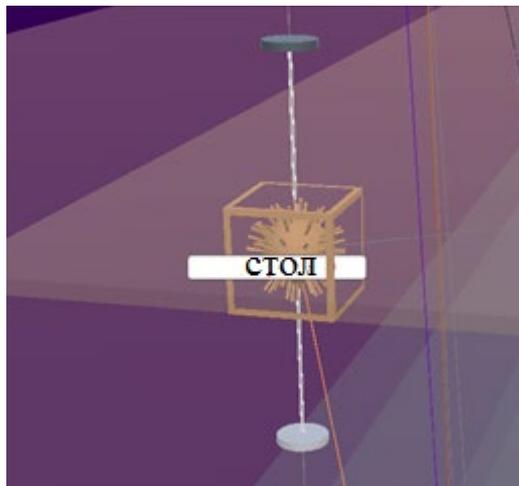


Рис. 4. Агент лексического уровня

Данный тип агента инициирует создание соответствующего семантического/концептуального агента типа объект (рис. 5), между ними устанавливаются контрактные отношения, которые гарантируют узнавание себя и контрагента в будущем.

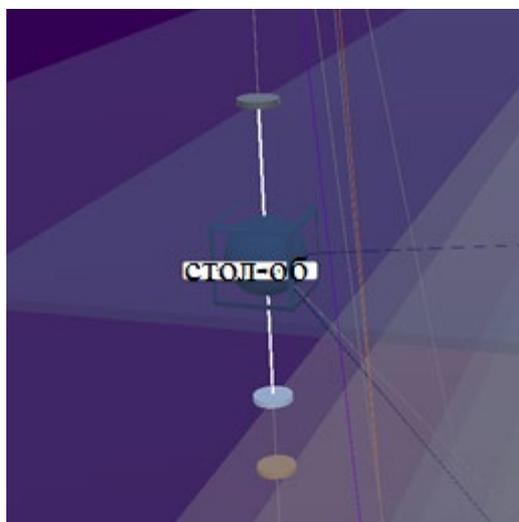


Рис. 5. Агент семантического уровня

В нашей концепции мы придерживаемся мнения, что объекты не запоминаются отдельно от контекста, т.е. объект или новое слово не отражаются в памяти без соответствующего действия/глагола. С этой целью в базе знаний агентов типа объект есть правило, которое можно описать следующим образом: если в системе появился агент типа объект, то он инициирует создание соответствующего действия, для этого необходимо отправить запрос пользователю: что объект делает? (рис. 6).

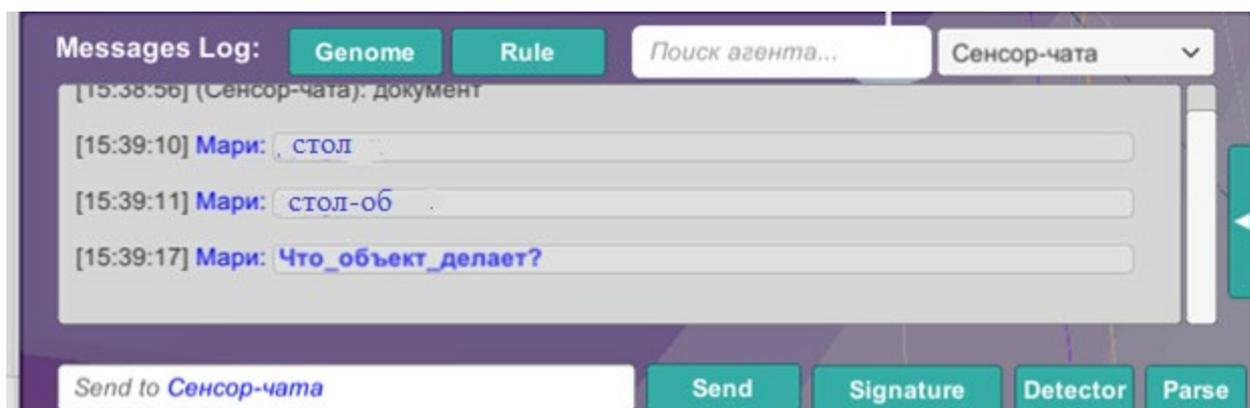


Рис. 6. Чат системы

В ответ на этот запрос мы вводим с клавиатуры ответ «стоит», после этого в системе появляется агент типа действие с соответствующим именем, который, в свою очередь, инициирует создание тождественного лексического агента.

После своего появления действие отправляет запрос всем объектам: «Кто купит информацию, отвечающую на вопрос: что делает?» Агент объект, имеющий статус: жду своего действия, реагирует на данное сообщение и между ними заключается контракт. Далее они отправляют свои данные на следующий более сложный уровень для создания агента, отвечающего за данное событие.

## Заключение

В статье представлена реализация комбинированного подхода представления элементов естественного языка на основе мультиагентного нейрокогнитивного моделирования. Его неоспоримым достоинством является сочетание двух подходов, позволяющих одновременно создавать агентов для каждого отдельного слова с учетом его частеречной принадлежности, связывая их контрактными отношениями на основе грамматики зависимостей. Помимо этого, реализуются отношения языковых уровней от морфологического до семантического.

Такое сочетание подходов позволяет системе быть динамической, что объясняется наличием в системе уже предсозданных агентов, а также возможностью создания новых агентов разных типов в процессе обучения.

## Литература

1. Boitet C., Seligman M. The Whiteboard // Architecture: A Way to Integrate Heterogeneous Components of NLP Systems. Proceedings of COLING. 1994. Vol. 1.
2. Csuhanj-Varju E., Alez R.A. Multi-Agent Systems in Natural Language Processing. // Workshop on Language Technology. 1993. Vol. 6. Pp. 129-137.
3. Fum G., Tasso C.A. Distributed Multi-Agent Architecture for Natural Language Processing. // Proceedings of COLING. 1988. Vol. 2.
4. Stefanini M.H., Demazeau Y., Talisman A. A Multi-Agent System for Natural Language Processing. // Lecture Notes in Artificial Intelligence. 1995. No. 991.
5. Small S.L. Word Expert Parsing: a Theory of Distributed Word-based Natural Language Understanding. // University of Maryland. 1980.
6. Devlin J., Chang M., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // Proceedings of NAACL-HLT, 2019. Pp. 4171-4186.
7. Radford A., Wu J., Child R., Luan D., Amodei D., Sutskever I. Language Models Are unsupervised Multitask Learners. 2019 URL: <http://paperswithcode.com/paper/language-models-are-unsupervised-multitask> (дата обращения 10.10.22).
8. Brown T. B., Mann B., Ryder N., Subbiah M., Kaplan J., Dhariwal P., Shyam P., Sastry G., Askell A., Agarwal S. et al. Language Models are Few-Shot Learners. 2020 URL: <http://https://arxiv.org/abs/2005.14165> (дата обращения 10.10.22).

9. Yang Z., Dai Z., Yang Y., Carbonell J., Salakhutdinov R., Le Q.V. XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding // 33rd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2019), Vancouver, Canada, 2019. (дата обращения 10.10.22).
10. Liu Y., Ott M., Goyal N., et al. RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach. 2019 URL: <https://arxiv.org/abs/1907.11692> (дата обращения 10.10.22).
11. Raffel C., Shazeer N., Roberts A., et al. Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer. 2020 URL: <https://arxiv.org/abs/1910.10683> (дата обращения 10.10.22).
12. Clark K., Luong M.-T., Le Q.V., Manning C.D. ELECTRA: Pre-training Text Encoders as Discriminators Rather Than Generators. // ICLR 2020.
13. He P., Liu X., Gao J., Chen W. DeBERTa: Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention, // ICLR 2021.
14. Narang S., Devlin J., Bosma M., et al. 2022 URL: <https://arxiv.org/abs/2204.02311> (дата обращения 10.10.22).
15. Lan Zh., Chen M., Goodman S., et al. ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations. 2022 URL: <https://arxiv.org/abs/1909.11942> (дата обращения 10.10.22).
16. Bennane A. Tutoring and Multi-Agent Systems: Modeling from Experiences // Informatics Educ. 2010. Vol. 9. Pp. 171-184.
17. Nagoev Z.V. Multiagent recursive cognitive architecture. // Biologically Inspired Cognitive Architectures' Proceedings of the third annual meeting of the BICA Society, in Advances in Intelligent Systems and Computing series. 2012. Pp. 247-248.
18. Нагоев З.В. Интеллектика, или Мышление в живых и искусственных системах / Нальчик: Изд-во КБНЦ РАН, 2013. С. 16.
19. Пшенокова И.А., Сундуков З.А. Разработка имитационной модели сценарного прогнозирования поведения интеллектуального агента на основе инварианта рекурсивной мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2020. № 6 (98). С.80-90.
20. Нагоев З. В., Пшенокова И. А., Канкулов С. А. [и др.] / Формальная модель мультиагентного поиска оптимального плана поведения интеллектуального агента на основе самоорганизации распределенных нейрокогнитивных архитектур\* // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2021. № 3(101). С. 21-31.
21. Hays D.G. Dependency Theory: A Formalism and some Observations // Language. 1964. No. 40. Pp. 511-525.
22. Mil Ward D. Dynamic Dependency Grammar. //Linguistics and Philosophy. 1994. Vol. 17. Pp. 561-605.
23. Evans, V., Green, M. Cognitive Linguistics / V. Evans, M. Green. – Edinburgh: Edinburgh University Press, 2006. 830 p.

## MULTI-AGENT REPRESENTATION OF LIMITED NATURAL LANGUAGE SUBSET

**Makoeva, Dana Gisovna**

*PhD in philology*

*Institute of Computer Science and Problems of Regional Management – branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences, head of Department of computational linguistics  
Nalchik, Russian Federation  
makoevadana@mail.ru*

**Ksalov, Arsen Mukharbievich**

*Institute of Computer Science and Problems of Regional Management – branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences, Department of computational linguistics, researcher  
Nalchik, Russian Federation  
arsenksal@gmail.com*

**Nagoev, Murat Armanovich**

*Institute of Computer Science and Problems of Regional Management – branch of Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences, Department of computational linguistics, researcher  
Nalchik, Russian Federation  
nagoev-murat1298@mail.ru*

### Abstract

*This paper investigates the use of multi-agent system for natural language recognition, understanding and synthesis. We have combined two approaches for distributing linguistic knowledge among agents: lexical-structural distribution approach and cognitive-linguistic distribution approach.*

### Keywords

*multi-agent systems; neurocognitive architecture; natural language processing; intelligent agents*

### References

1. Boitet C., Seligman M. The Whiteboard // Architecture: A Way to Integrate Heterogeneous Components of NLP Systems. Proceedings of COLING. 1994. Vol. 1.
2. Csuhaaj-Varju E., Alez R.A. Multi-Agent Systems in Natural Language Processing. // Workshop on Language Technology. 1993. Vol. 6. Pp. 129-137.
3. Fum G., Tasso C.A. Distributed Multi-Agent Architecture for Natural Language Processing. // Proceedings of COLING. 1988. Vol. 2.
4. Stefanini M.H., Demazeau Y., Talisman A. A Multi-Agent System for Natural Language Processing. // Lecture Notes in Artificial Intelligence. 1995. No. 991.
5. Small S.L. Word Expert Parsing: a Theory of Distributed Word-based Natural Language Understanding. // University of Maryland. 1980.
6. Devlin J., Chang M., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding // Proceedings of NAACL-HLT, 2019. Pp. 4171-4186.
7. Radford A., Wu J., Child R., Luan D., Amodei D., Sutskever I. Language Models Are Unsupervised Multitask Learners. 2019 URL: <http://paperswithcode.com/paper/language-models-are-unsupervised-multitask> (дата обращения 10.10.22).
8. Brown T. B., Mann B., Ryder N., Subbiah M., Kaplan J., Dhariwal P., Shyam P., Sastry G., Askell A., Agarwal S. et al. Language Models are Few-Shot Learners. 2020 URL: <http://https://arxiv.org/abs/2005.14165> (дата обращения 10.10.22).
9. Yang Z., Dai Z., Yang Y., Carbonell J., Salakhutdinov R., Le Q.V. XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding // 33rd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2019), Vancouver, Canada, 2019. (accessed on 10.10.22).
10. Liu Y., Ott M., Goyal N., et al. RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach. 2019 URL: <https://arxiv.org/abs/1907.11692> (accessed on 10.10.22).

11. Raffel C., Shazeer N., Roberts A., et al. Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer. 2020 URL: <https://arxiv.org/abs/1910.10683> (accessed on 10.10.22).
12. Clark K., Luong M.-T., Le Q.V., Manning C.D. ELECTRA: Pre-training Text Encoders as Discriminators Rather Than Generators. // ICLR 2020.
13. He P., Liu X., Gao J., Chen W. DeBERTa: Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention, // ICLR 2021.
14. Narang S., Devlin J., Bosma M., et al. 2022 URL: <https://arxiv.org/abs/2204.02311> (accessed on 10.10.22).
15. Lan Zh., Chen M., Goodman S., et al. ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations. 2022 URL: <https://arxiv.org/abs/1909.11942> (accessed on 10.10.22).
16. Bennane A. Tutoring and Multi-Agent Systems: Modeling from Experiences // Informatics Educ. 2010. Vol. 9. Pp. 171-184.
17. Nagoev Z.V. Multiagent recursive cognitive architecture. // Biologically Inspired Cognitive Architectures' Proceedings of the third annual meeting of the BICA Society, in Advances in Intelligent Systems and Computing series. 2012. Pp. 247-248.
18. Nagoev Z.V. Intellectika, ili Myshlenie v zhivyh i iskusstvennyh sistemah / Nal'chik: Izd-vo KBNC RAN, 2013. S. 16.
19. Pshenokova I.A., Sundukov Z.A. Razrabotka imitacionnoj modeli scenarnogo prognozirovaniya povedeniya intellektual'nogo agenta na osnove invarianta rekursivnoj mul'tiagentnoj nejrokognitivnoj arhitektury // Izvestiya Kabardino-Balkarskogo nauchnogo centra RAN. 2020. № 6 (98). S.80-90.
20. Nagoev Z. V., Pshenokova I. A., Kankulov S. A. [i dr.] / Formal'naya model' mul'tiagentnogo poiska optimal'nogo plana povedeniya intellektual'nogo agenta na osnove samoorganizacii raspredelennyh nejrokognitivnyh arhitektur\* // Izvestiya Kabardino-Balkarskogo nauchnogo centra RAN. 2021. № 3(101). S. 21-31.
21. Hays D.G. Dependency Theory: A Formalism and some Observations // Language. 1964. No. 40. Pp. 511-525.
22. Mil Ward D. Dynamic Dependency Grammar //Linguistics and Philosophy. 1994. Vol. 17. Pp. 561-605.
23. Evans, V., Green, M. Cognitive Linguistics / V. Evans, M. Green. – Edinburgh: Edinburgh University Press, 2006. 830 p.