

УДК 004.032.26

**А.А. ПРОТАСОВ**, доктор военных наук  
**А.В. ШИРМАНОВ**, кандидат технических наук  
**С.И. РАДОМАНОВ**

## ОСНОВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ

*Рассматриваются задачи автоматизации органов управления на базе технологий искусственного интеллекта, в частности, технологий обработки естественного языка (Natural Language Processing, NLP), а также развитие этих технологий в направлении перехода к так называемому универсальному (сильному) искусственному интеллекту (Artificial General Intelligence, AGI) и к восстановлению свойств интерпретируемости тех решений, которые формируются модулями с искусственным интеллектом. Формулируются основные положения терминоведческого подхода на примере термина «искусственный интеллект».*

**Ключевые слова:** органы управления; автоматизированные системы; искусственный интеллект; универсальный искусственный интеллект; обработка естественного языка; семантический анализ; онтологии; терминология.

### Введение

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) в последние годы, а также нарастающий объем работ по внедрению ИИ в автоматизированные системы управления делают актуальным постоянное обновление и уточнение взглядов на основные направления дальнейшего развития этих работ. В продолжение предшествующих публикаций<sup>1</sup>, в данной статье авторы ставят задачу исследования следующих вопросов: в чем особенности использования ИИ в автоматизированных системах управления (АСУ); какие направления развития ИИ являются наиболее перспективными с точки зрения их применения в АСУ.

### Современное состояние технологий искусственного интеллекта

Современные нейросетевые технологии ИИ показывают всё большую результативность в различных сферах деятельности. Создаваемые путем глубокого машинного обучения системы компьютерного зрения, предиктивной (предсказательной) аналитики, распознавания речи, имитации текстов на естественном языке достигли такого уровня, что их превосходство над человеком и его способностями при решении задач данного класса уже не вызывает ни у кого сомнений. В этих сферах ИИ речь уже идет о максимальном расширении фронта работ по практическому применению достаточно отлаженных и зрелых технологий.

Российские разработчики в сфере ИИ традиционно демонстрируют высокий мировой уровень решений в сферах компьютерного зрения, речевых технологий, предиктивной аналитики. В частности, в российском оборонно-промышленном комплексе (ОПК) создана платформа для автоматизированного решения задач машинного зрения (Платформа ГНС,

<sup>1</sup> См.: [1]; Протасов А.А., Ширманов А.В., Радоманов С.И. Перспективы развития искусственного интеллекта и задачи разработчиков оборонно-промышленного комплекса в контексте автоматизации деятельности органов военного управления // Сб. докладов X Форума по цифровизации оборонно-промышленного комплекса России ИТОПК, г. Москва, 15-17 сентября 2021 г. М.: Коннект, 2021. – С. 147-149; Ширманов А.В., Захаров С.С., Радоманов С.И., Шевчук А.А., Захаренков И.Г. Основные подходы по созданию системы автоматической оценки параметров современных и перспективных образцов вооружения, военной и специальной техники с использованием имитационного моделирования военных действий на полигонах типа «цифровой двойник» // Состояние и перспективы развития современной науки по направлению «АСУ, информационно-телекоммуникационные системы»: сб. статей III Всеросс. науч.-техн. конф., г. Анапа, 22-23 апреля 2021 г. Т.2. Анапа: ВИТ «ЭРА», 2021. – С. 134-138.

PLAT)<sup>2</sup>, в том числе развернутая сейчас в военном инновационном технополисе «ЭРА». Успешно внедряются и другие технологии искусственного интеллекта, достигшие 4-6-го уровня готовности технологий (УГТ)<sup>3</sup>, по которым сейчас проводятся многочисленные опытно-конструкторские работы (ОКР), в первую очередь в части, касающейся различных систем автоматического управления, а также различной техники.

Однако (в отличие от *автоматических* систем) такие технологии не применимы в современных и перспективных *автоматизированных* системах управления, где требуется обработка текстовой информации на естественном языке, доля которой составляет, как правило, более 80% и в последние годы продолжает расти. То есть, решения в сферах высшего УГТ<sup>4</sup> (в т. ч., например, упомянутая выше «Платформа ГНС») в принципе не применимы для создания таких текстовых информационных сервисов как смысловое структурирование документов на естественном языке; смысловой поиск (например, путем предъявления документа-образца, содержащего искомый смысл) и др.

На сегодняшний день, по мнению авторов, технологии обработки естественного языка (Natural Language Processing, NLP), которым будет уделено основное внимание в настоящей статье, следует относить к УГТ1-УГТ3 (то есть, к стадии научно-исследовательских работ). Можно констатировать, что в области NLP пока делаются только первые шаги, а именно: достаточно уверенно решаются задачи распознавания речи (переход от звуков к письменному тексту) и задачи поддержания диалога на основе индукции (по формуле: «обычно в таких случаях здесь произносят следующий текст...»). При этом реплики нейросетей в диалогах могут быть как «впопад», так и «невпопад». В любом случае ответ нейросети принципиально не допускает какого-либо объяснения (интерпретации): почему он был сформулирован именно так, а не по-другому. Любое объяснение сводится всегда к одному и тому же: «Меня так обучили»<sup>5</sup>.

Внимание авторов именно к технологиям обработки естественного языка не случайно. Дело в том, что работа с неструктурированными (слабоструктурированными) текстами играет первостепенную роль в деятельности органов управления (ОУ), автоматизацией которой 27 ЦНИИ Минобороны России занимается с момента своего основания. В стенах 27 ЦНИИ развитию так называемого «логического ИИ» и технологиям обработки естественного языка традиционно уделялось серьезное внимание. Здесь во второй половине прошлого века сформировалась научная школа под руководством Г. Белоногова [2], представители которой внесли существенный вклад в развитие технологий обработки естественного языка и внедрение их в действующие образцы систем автоматизации деятельности ОУ. Были разработаны первые для того времени лингвистические процессоры, способные не только выполнять традиционные операции графематического анализа, но и составлять на основе частотного анализа словари многословных терминов, обозначающих понятия соответствующей предметной области. С помощью выявленных понятий далее производились всевозможные преобразования на основе правил логики, продуцировались те или иные решения-рекомендации

<sup>2</sup> Платформа ГНС (рыночный бренд PLAT) – унифицированная программная платформа для разработки конечно ориентированных программных комплексов автоматического распознавания объектов на основе нейросетевых подходов. Разработка ГосНИИАС при поддержке ФПИ и Минпромторга России. См.: Визильтер Ю.В., Вишняков Б.В. Отечественная унифицированная платформа и экосистема машинного обучения PLAT. Результаты сравнительного тестирования аппаратных средств ИИ // Доклад на Форуме «Российский софт: эффективные решения». Тематическая секция 2. «Искусственный интеллект – новая основа безопасности критической инфраструктуры государства». Москва, 22 апреля 2022 г.

<sup>3</sup> УГТ4-УГТ6 – это экспериментальная стадия, во время которой проводятся ОКР. См.: ГОСТ Р 57194.1-2016. Трансфер технологий. Общие положения. М.: Стандартинформ, 2020. – С. 10.

<sup>4</sup> В сферах компьютерного зрения, речевых технологий, предиктивной аналитики.

<sup>5</sup> Это относится и к таким мощным нейромоделям, как BERT (от Google), GPT-2, GPT-3 (от Open AI) и др. См.: Фетисов В. Китайская нейросеть WuDao 2.0 с 1,75 трлн параметров превосходит аналоги от Google и OpenAI // 3DNews. Новости Software. 2021. 03 июня. – <https://3dnews.ru/1041172/kitayskaya-neyroset-wudao-20-s-175-trln-parametrov-prevoshodit-analogi-ot-google-i-openai>; Switch Transformers: Transformer-модель с триллионом параметров // neurohive. 2021. 26 января. – <https://neurohive.io/ru/papers/switch-transformers-transformer-model-s-trillion-parametrov>; Котюбеев П. Модель Nvidia и Microsoft с самым большим количеством параметров в мире // Python-School. 2022. 1 февраля. – <https://python-school.ru/blog/nvidia-microsoft-ml-nlg>

в соответствующих экспертных системах / системах поддержки принятия решений. В то время были разработаны и в последующем совершенствовались алгоритмы морфологического анализа и синтеза терминов, синтаксического анализа предложений, выделения именных словосочетаний, которые были реализованы в виде программ (лингвистических процессов) и применялись во многих образцах АСУ.

## Основные взгляды авторов на историю развития искусственного интеллекта

Искусственный интеллект, зародившийся в конце 1940-х гг. в недрах кибернетики как попытка повторения мыслительных способностей и действий человека, развивался на протяжении последних 75 лет по двум основным направлениям (рисунок 1) [1].



Рисунок 1 – История и перспективы развития искусственного интеллекта

Первое из них, которое можно условно обозначить как «логический ИИ» (часто его называют также «символьным ИИ»), – это искусственный интеллект, основанный на знаниях, логическом выводе и имитации человеческих рассуждений. Примеры его – это универсальные решатели задач, программы, способные на основании аксиом геометрии доказать всё множество теорем школьной программы и, наконец, язык Пролог, экспертные системы и всё, что с ними связано: базы знаний, логические модели, продукционные правила, семантические сети.

Второе направление развития ИИ – это современные нейросетевые технологии машинного обучения, основанного на примерах, выявлении смыслов и скрытых закономерностей «по аналогии» (индуктивно). Такой искусственный интеллект можно условно назвать «нейросетевым ИИ». Сегодня его принято характеризовать как «слабый ИИ» (Narrow Artificial Intelligence).

Однако у систем «логического ИИ» был (и остается до настоящего времени) существенный «родовой» изъян. Они выдают абсолютно правильные решения-рекомендации, но при одном условии – все слова и словосочетания, поступающие на вход этих систем, должны быть абсолютно точно заменены теми смыслами (например, понятиями), которые дальше предназначаются для подстановки в различные формулы, например, предикатной алгебры. В реальности повсеместно (и в том числе в процессах деятельности органов управления) имеет место риск неоднозначной интерпретации смысла текстовых данных. Это является следствием фундаментального свойства естественного языка, где всякий смысл может быть изложен разными словами (синонимия) и одни и те же слова/словосочетания могут иметь

разный смысл (омонимия). Таким образом, всякие попытки практического применения различных систем, построенных с использованием технологий «логического ИИ», сопряжены, вплоть до настоящего времени, с необходимостью распознавания смысла (интерпретации) «в ручном режиме» тех входных данных, которые представлены в виде текста на естественном языке. При этом объем такой ручной работы, как правило, настолько велик, что сводит практически «на нет» эффект от применения технологий «логического ИИ» [1].

Решение проблемы семантической неоднозначности может быть достигнуто путем применения методов математической статистики (включая нейросетевые технологии) для привязки фрагментов текста (слов, словосочетаний, фраз, высказываний) к тем или иным известным смыслам, которые заранее выявлены и сведены в общую структуру. Такой структурой, объединяющей смыслы, является, по мнению авторов, онтология (или её модели), представляющая собой, в общем случае, полииерархическую структуру, задающую взаимосвязь зон действия всех групп процессов окружающего нас мира, объединения которых также принято называть онтологиями или, более правильно, моделями онтологии/онтологическими моделями/онтомоделями. Условно онтологические модели можно разделить на две части: модель понятий/классов («модель онтологии понятий») и модель фактов/экземпляров («фактологическую онтологию»). В работах авторов развивается так называемый «утилитарный подход» к формированию понятийных основ использования технологий искусственного интеллекта для автоматизации деятельности органов управления, где, в частности, формулируется определение «смысла» как понятия/класса или факта/экземпляра<sup>6</sup>.

#### Что понимается под термином «искусственный интеллект» в рамках данной статьи

Разработка единых научно обоснованных терминов и определений является сложной научно-технической задачей. Как известно, до сих пор не существует определения термина «искусственный интеллект», которое было бы признано широким сообществом специалистов, ведущих исследования в этой области. В связи с этим предлагается определять этот термин (равно как и все другие), исходя из тех конкретных целей, для достижения которых он будет использован. Такой подход условно можно назвать «утилитарным»<sup>7</sup>, подчёркивая, что искомые решения не претендуют на некий всеобщий универсализм, а оценка их приемлемости предполагается на основании того, насколько успешно обеспечивается достижение поставленных, достаточно локальных целей. В частности, в рамках данной статьи область этих целей ограничивается областью создания и модификации автоматизированных систем управления. Что же касается решений для более широкого круга задач, то их следует согласовывать, учитывая специфику каждой из областей потенциального применения.

При разработке терминов и определений понятий, соответствующих каждому термину<sup>8</sup>, необходимо руководствоваться результатами такой науки, как терминоведение.

<sup>6</sup> См.: Аблов И.В., Быстров И.И., Радоманов С.И., Рыхлов В.О., Янин Д.М. Знание-ориентированная платформа как инструмент перехода от данных к знаниям // Логико-семантические методы обработки неструктурированной информации: состояние и перспективы применения в автоматизированных системах военного и двойного назначения: сб. трудов науч.-техн. конф. №1(178). М.: 27 ЦНИИ Минобороны России, 2019. – С. 139-154; Аблов И.В., Быстров И.И., Радоманов С.И., Янин Д.М. Утилитарный подход к формированию понятийных основ использования технологий искусственного интеллекта для автоматизации деятельности органов военного управления // Проблемы создания и испытаний вооружения ракетно-космической обороны: науч.-методич. сб. трудов науч.-техн. конф. М.: ЦНИИ ВВКО Минобороны России, 2019. – С. 128-137; Аблов И.В., Быстров И.И., Радоманов С.И., Рыхлов В.О., Янин Д.М. Понятийные основы перехода от данных к знаниям // Логико-семантические методы обработки неструктурированной информации: состояние и перспективы применения в автоматизированных системах военного и двойного назначения: сб. трудов науч.-техн. конф. №1(178). М.: 27 ЦНИИ Минобороны России, 2019. – С. 129-138.

<sup>7</sup> Утилитарный, -ая, -ое; -рен, -рна (книжн.): 1). Проникнутый утилитаризмом. Из утилитарных соображений. У. подход. 2). Прикладной, узкопрактический. Утилитарные знания. См.: Ожегов С.И., Шведова Н.Ю. Толковый словарь русского языка. М.: Азъ, 1992. – 960 с.

<sup>8</sup> Термин – слово или словосочетание, являющееся точным обозначением определенного понятия какой-либо области знания. См.: ГОСТ 7.0.-99. Система стандартов по информации, библиотечному и издательскому делу. Информационно-библиотечная деятельность, библиография. Термины и определения. М.: ИПК Издательство стандартов, 1999. – 24 с.

«Определение понятий является сильным формально-логическим методом исследования, без которого невозможно построить концепцию объяснения тех или иных явлений» [3]. Определение понятия разрабатывается на основании исследования всех известных экземпляров, относимых к объему понятия<sup>9</sup>, и должно отвечать следующим требованиям:

1. полнотой (формула определения понятия охватывает все известные экземпляры, принадлежащие к известному объему понятия),
  2. цельностью (определение понятия действует в возможно более широких границах во всех обобщенных видах и не ограничивается перечислением составляющих его частей/экземпляров),
  3. непротиворечивостью (формула определения понятия относится только к экземплярам, принадлежащим к его объему, и не допускает соответствия ей (формуле) экземпляров, не принадлежащих данному понятию),
- а также отвечать требованиям
4. лаконичности<sup>10</sup>,
  5. однозначности<sup>11</sup> понятия.

С учетом сформулированного выше подхода рассмотрим терминосистему<sup>12</sup> области знаний «искусственный интеллект», применительно к области создания и модификации автоматизированных систем управления. Для этого необходимо рассмотреть более детально термин «искусственный интеллект» (термин «ИИ») и все те экземпляры, к которым в настоящее время он применяется. Как было сказано выше, под этим термином обычно подразумеваются экземпляры, относящиеся к совокупности технологий двух исторически сложившихся направлений развития ИИ: логического (символьного) и нейросетевого.

В части, касающейся «логического ИИ», термин «ИИ» применяется для обозначения следующих экземпляров:

1. технологий извлечения добытых эмпирическим путем знаний<sup>13</sup>;
2. архитектур (моделей, языков программирования), предназначенных для хранения знаний (в виде семантических сетей, rule-based (основанных на правилах), онтологий, фреймов [5] и т.д., баз данных), преобразования и создания новых знаний (машин логического вывода, прямого и обратного, например, продукционных моделей), объяснительного и диалогового компонентов;
3. экспертных систем<sup>14</sup>.

В части, касающейся «нейросетевого ИИ», термин «ИИ» применяется для обозначения следующих понятий:

1. технологий пайплайна (pipe line): подготовку данных (обучающих выборок), включая извлечение, очистку/разметку, анализ исходных данных, а также последующее обучение нейросетей с выбранной архитектурой;
2. архитектур нейросетей (в виде коннекционных функций) с привязанным к ним алгоритмами параметрической аппроксимации накопленной статистики (обучающей выборки) путем итерационного пересчета значений матрицы параметров (весовых коэффициентов связей) нейросетей;
3. нейросетевых моделей (обученных нейросетей) в виде совокупности выбранной архитектуры нейросети, матрицы параметров (полученной в результате обучения нейросети);
4. технологий инференса нейросетевой модели, то есть применения ее для решения прикладной задачи конечного пользователя.

<sup>9</sup> Экземпляры, «рассматриваемые в качестве группы, входящей в понятие, являются объемом понятия (экстенционалом)». См.: ГОСТ 7.0.-99.

<sup>10</sup> «Лаконичность формулы определения понятия требует определения предмета понятия без лишних слов». См.: [3].

<sup>11</sup> «Однозначность формулы означает, что записанные в ней признаки, характеризующие предмет, не допускают произвольного истолкования». См.: [3].

<sup>12</sup> «Терминосистема: Организованная совокупность терминов в специальном языке определенной области знания». См.: ГОСТ 7.0.-99.

<sup>13</sup> «Знания – это выявленные закономерности предметной области (принципы, связи, законы), позволяющие решать задачи в этой области». См.: [4].

<sup>14</sup> «Экспертные системы – это сложные программные комплексы, аккумулирующие знания специалистов в конкретных предметных областях и тиражирующие этот эмпирический опыт для оказания консультаций менее квалифицированным пользователям. См.: [4].

Все перечисленные выше понятия могут в равной степени претендовать на то, чтобы именоваться термином «ИИ». Однако в их числе есть некоторое ядро, которое создает функциональность, принципиально отличную от той, что создается путем написания традиционного программного кода. Суть этого отличия состоит в том, что новая функциональность возникает не в результате написания нового кода, а путем предъявления неизменной программной (программно-аппаратной) архитектуре различных данных (обучающих выборок) и знаний (продукционных правил/предикатов). В результате такого «предъявления» (обучения) происходит возникновение/извлечение новых знаний/закономерностей, не содержащихся в явном виде в исходных данных. При использовании нейросетевого ИИ переход от данных к знаниям совершается путем привязки выявленных закономерностей (фреймов) к соответствующим смыслам<sup>15</sup> (понятиям и экземплярам), а также формирование самих смыслов (обучение без учителя, кластеризация). При использовании логического ИИ (на данном уровне развития этих технологий) в качестве исходных данных выступают закономерности, добытые эмпирическим путем и преобразованные в продукции/предикаты (мысли<sup>16</sup>) с участием человека. Последующее преобразование этих данных и извлечение из них новых знаний происходит автоматически.

Таким образом, в первом приближении понятие «искусственный интеллект» можно определить как *«сформированные особым образом архитектуры компьютерных программ, которые, оставаясь неизменными по своему внутреннему коду, путем предъявления различных данных в виде обучающих выборок и/или знаний в виде продукционных правил/предикатов способны формировать новые знания (обучаться): выявлять закономерности, а также распознавать и синтезировать смыслы и мысли».*

Для разработки достаточно полной терминсистемы, отвечающей сформулированному выше подходу и раскрывающей данное определение, необходимо рассмотреть всю совокупность понятий, обозначаемых, как правило, терминами «смысл», «мысль», «данные», «знания», «информация», «онтология» и т.д. В частности, можно использовать результаты исследований, представленных в работах авторов<sup>17</sup>.

### Особенности применения искусственного интеллекта в автоматизированных системах управления

Опираясь на предложенное выше определение, можно сказать, что основная проблема применения ИИ в АСУ связана с риском неоднозначной интерпретации смысла тех данных, большие объемы которых поступают от различных информационных источников как текстовых, так и данных от средств видео-, аудиозаписи, радиолокации, гидроакустики, защиты, охраны, наблюдения, военной разведки и других технических средств. Риск ошибочной интерпретации возникает во всех случаях, когда эта информация неструктурирована<sup>18</sup> или слабоструктурирована<sup>19</sup>. Как уже было отмечено выше, решение данной проблемы может быть

<sup>15</sup> Интерпретация данных, придание данным смысла, привязка их к соответствующим процессам (событиям, явлениям или закономерностям), то есть соотнесение данных с соответствующей мыслью («С-МЫСЛЬ») – это и есть первый (и обязательный) этап перехода от данных к знаниям. См.: Аблов И.В., Быстров И.И., Радоманов С.И., Рыхлов В.О., Янин Д.М. Понятийные основы... Указ. соч.

<sup>16</sup> Мысль – это порожаемое или воспринимаемое головным мозгом изоморфное отображение некоторого процесса. В свою очередь, выраженная мысль – это порожаемые или воспринимаемые головным мозгом данные о некотором процессе. См.: Там же.

<sup>17</sup> См.: Аблов И.В., Быстров И.И., Радоманов С.И., Рыхлов В.О., Янин Д.М. Знание-ориентированная платформа... Указ. соч.; Аблов И.В., Быстров И.И., Радоманов С.И., Янин Д.М. Утилитарный подход к формированию понятийных основ использования технологий искусственного интеллекта для автоматизации деятельности органов военного управления // Науч.-методич. сб. трудов науч.-техн. конф. «Проблемы создания и испытаний вооружения ракетно-космической обороны». М.: ЦНИИ ВВКО Минобороны России, 2019. – С. 128-137; Аблов И.В., Быстров И.И., Радоманов С.И., Рыхлов В.О., Янин Д.М. Понятийные основы... Указ. соч.

<sup>18</sup> Неструктурированные данные – данные, не привязанные к определенному смыслу (атрибуту).

<sup>19</sup> Слабоструктурированные данные – данные, фрагменты которых привязаны к определенным смыслам (реквизитам), например, путем соблюдения строго определенного порядка размещения этих данных на печатном листе, в документе. При этом внутри каждого из фрагментов данные остаются неструктурированными.

достигнуто путем привязки фрагментов текста к тем или иным смыслам (понятиям или экземплярам/фактам), являющимися узлами онтомоделей. Однако число узлов-смыслов в различных примерах действующих систем ограничивается, как правило, сотнями или, в лучшем случае, *тысячами*, в то время как по разным оценкам общее число смыслов, которыми оперирует современная культура, исчисляется, как минимум, *миллиардами*. На это указывает, в частности, пример использования предобученных базисных нейросетевых моделей класса foundation models, например: GPT-3 от компании OpenAI, способных решать задачи из области NLP, эффективно (но, подчас, бессмысленно и не обращая внимания на логику) имитируя разговорную речь на уровне так называемого «бытового сознания». Самая маленькая конфигурация GPT-3 Small содержит 125 млн параметров и требует полгода обучения при помощи профессионального графического ускорителя NVIDIA TESLA V100, оснащенного тензорными ядрами. В начале 2021 года самый большой вариант модели содержал 175 млрд узлов (с видеокарты NVIDIA TESLA V100 обучение заняло бы почти 500 лет)<sup>20</sup>.

Базисные нейросетевые модели (БНСМ), в основном типа трансформеров, прошедшие предобучение (без учителя) на больших объемах (терабайтах) текстовых данных и насчитывающие сотни миллиардов – триллионы параметров, способны быстро дообучаться (с учителем) применительно к узкоспециализированным предметным областям по относительно небольшим обучающим выборкам. Важным также является то, что БНСМ, предобученные на текстах, демонстрируют высокую результативность после дообучения не только в текстовой модальности, но и в видео-, аудио- и других модальностях, например, с использованием модели совместных эмбедингов изображения и текста<sup>21</sup>. Русского перевода понятия «эмбединг» пока не существует. Под эмбедингом (word embedding) до недавнего времени было принято понимать сопоставление элемента речи (слова, предложения и т.д.) числовому вектору. Однако все чаще встречается употребление понятия «эмбединг изображения», которое можно интерпретировать как вектор ключевых признаков изображения<sup>22</sup>.

Исследования последних двух-трех лет дают основания также для осторожного оптимизма и в части создания в ближайшее десятилетие универсального (сильного) ИИ, способного обучаться на малых выборках, а также самостоятельно генерировать необходимые знания в областях, относительно которых он (ИИ) не имел примеров готовых решений. В первую очередь такой оптимизм обусловлен теми результатами, которые демонстрируют БНСМ. Число параметров наиболее известных БНСМ уже превысило триллион<sup>23</sup> и приближается к числу внутренних связей в мозге человека<sup>24</sup>. Создание БНСМ требует предельно больших вычислительных мощностей и является одним из важнейших показателей технологического развития передовых стран в области ИИ. Лидерами в этом направлении, на сегодняшний день, являются США и Китай.

Непрозрачность нейросетей, конечно, не позволяет утверждать, что каждому из узлов данной модели соответствует определенный смысл (понятие или факт/экземпляр), но успешность «общения» с БНСМ показывает, что они (модели) все более успешно угадывают

<sup>20</sup> Сбер выложил русскоязычную модель GPT-3 Large с 760 миллионами параметров в открытый доступ // Habr. 2020. 22 октября. – <https://habr.com/ru/company/sberbank/blog/524522>

<sup>21</sup> Рудер С. Путеводитель по основным трендам 2021 года в области обработки естественного языка и не только // ЛАНИТ. 2022. 22 марта. – <https://habr.com/en/company/lanit/blog/655933>; Итоги 2021: эксперты – о самом заметном в сфере ИИ // ICT.Moscow. 2021. 28 декабря. – <https://ict.moscow/news/ai-2021-results>; Что такое эмбединги и как они помогают машинам понимать тексты. – URL: [https://ai-news.ru/2020/03/chto\\_takoe\\_embedding\\_i\\_kak\\_oni\\_pomogaut\\_mashinam\\_ponimat\\_teksty.html](https://ai-news.ru/2020/03/chto_takoe_embedding_i_kak_oni_pomogaut_mashinam_ponimat_teksty.html)

<sup>22</sup> Что такое эмбединги и как они помогают искусственному интеллекту понять мир людей // Наука и жизнь. 2019. 17 апреля. – <https://www.nkj.ru/open/36052>; Векторное представление слов // Университет ИТМО. – [https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=Векторное\\_представление\\_слов](https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=Векторное_представление_слов)

<sup>23</sup> WuDao 2.0 (1,75 трлн параметров) – от BAAI (Пекинская академия искусственного интеллекта); Switch Transformer (1,6 трлн) – от Google; MT-NLG (1 трлн) – от Nvidia и Microsoft; GPT-3 (0,175 трлн) – от Open AI.

<sup>24</sup> Параметры нейросетевых моделей (нейромоделей) обычно отображаются на схемах в виде связей (а точнее – их весовых коэффициентов) внутренней архитектуры искусственной нейросети, что аналогично синапсам нейронов головного мозга человека. Считается, что таких связей (синапсов) в головном мозге насчитывается от 100 до 1000 трлн. См.: Фетисов В. Указ. соч.; Switch Transformers... Указ. соч.; Котюбеев Р. Указ. соч.

смысл «общения» с ними (примерно так, как это делает подросток или не очень образованный обыватель), а следовательно, число смыслов, содержащихся в их «сознании», уже сопоставимо с числом смыслов, которые могут возникать в потоке документов, требующих обработки в АСУ. Таким образом, можно утверждать, что общая онтологическая модель должна содержать порядка миллиардов узлов.

### Почему недостаточно традиционных методов обработки естественного языка

Что касается традиционных методов обработки естественного языка, то здесь следует отметить принципиальное отличие современных нейросетевых методов обработки текстовой информации от методов прикладной лингвистики, которые традиционно применялись последние 30-40 лет, а для ряда задач обработки текстов применяются до сих пор. Дело в том, что такие методы, «основанные на правилах» (rule based), требуют постоянной ручной донастройки с привлечением квалифицированных лингвистов каждый раз, когда возникает новая тема или именованная сущность, а такая точечная донастройка, проводимая локально без использования методов больших данных, часто «сбивает» адекватность системы в целом, и поэтому данные методы объективно достигли пределов своего развития. Особенно серьезные проблемы возникают при попытках применения таких технологий в АСУ, когда необходимо оперативно обрабатывать и связывать между собой сотни тысяч различных смыслов/тем, включая сведения, содержащие государственную тайну. При этом привлекаемые от промышленности специалисты (например, в области прикладной лингвистики) должны получать доступ к большим массивам документов со сведениями закрытого характера и выполнять все необходимые требования при работе с гостайной, что зачастую проблематично. В противоположность этому, нейросетевые методы обработки естественного языка не имеют таких недостатков, так как позволяют проводить необходимую обработку текстовых документов в *автоматическом* режиме, без привлечения сторонних экспертов и с несоизмеримо большими скоростями.

В соответствии с этим следует констатировать, что назрела специфичная для АСУ задача проведения углубленных исследований в области применения технологий нейросетевого ИИ для обработки текстов на естественном языке, включая изучение возможностей использования базисных нейромоделей.

Задача 1. Создание общей модели онтологии «осмысленных» понятий/классов и фактов/экземпляров путем связывания между собой (гармонизация) всех обозначенных (поименованных, символьных) узлов-смыслов «осмысленных» онтомоделей понятий/классов и фактов/экземпляров в виде различных таксономий: классификаторов, тематических рубрикаторов, словарей, тезаурусов, схем деления и т.д. Для решения этой задачи потребуются привлечение большого числа специалистов по библиографии, способных квалифицированно проводить разметку сверхбольших объемов данных (сотни терабайт), привязывая фрагменты текстов к различным известным таксономиям. Потребный объем вычислительных мощностей на этом этапе прогнозируется сравнительно небольшой. Основная нагрузка в данном случае ложится на экспертов. Понятно, что в процессе разметки будет происходить обучение нейросетевой общей модели онтологии, и нагрузка на экспертов будет снижаться по экспоненте. Объем узлов-смыслов результирующей онтологической модели будет сравнительно небольшим, в пределах миллионов.

Задача 2. Создание общей модели онтологии «неявных» представлений (концептов) и образов/экземпляров путем связывания между собой (гармонизации) всех «неявных» (ассоциативных) узлов-смыслов общей «неявной» модели онтологии: неявных (ассоциативных) онтомоделей, формируемых базисными нейросетевыми моделями, а также неявных онтомоделей, возникающих в результате кластеризации (как нейросетевой, так и традиционными методами математической статистики). В качестве обучающих выборок (датасетов) для дообучения «неявной» модели онтологии здесь будут использоваться не только все доступные текстовые данные, но и речевые, визуальные, результаты видео-, радиолокационных, инфракрасных, гидроакустических и других наблюдений. Ключевыми признаками в векторах



образов<sup>25</sup>/эмбеддингах будут выступать также различные сигнатуры, паттерны и другие явные смыслы и неявные образы. При решении этой задачи объем узлов-образов резко увеличится до миллиардов, потребуются колоссальные вычислительные ресурсы.

Задача 3. Связывания между собой (гармонизация) «осмысленных» и «неявных» моделей онтологии. Разработка технологий постоянного «осмысления» узлов-образов «неявных» онтомоделей и привязки их к новым или известным узлам-смыслам общей «осмысленной» онтомоделей.

Разделение на «осмысленную» и «неявную» системы можно рассматривать как развитие идей лауреата Нобелевской премии Д. Канемана, изложенных им в [6], где он выделяет в нашем сознании две системы: «Систему 1» и «Систему 2». «Система 1» занята формированием «неявных»/ассоциативных (интуитивных) представлений и образов, обобщает накапливаемый опыт и, в результате, почти мгновенно выдает решения в тех ситуациях, когда обстоятельства не выходят за рамки той модели окружающего мира, по которой обучалась (и к которой приспособлена) «Система 1». В случае возникновения нештатной ситуации «Система 1» обращается к «Системе 2», которая принимает решения медленно, путем рассуждений, примерно так, как это реализуют технологии «логического ИИ». Поэтому можно предположить, что «осмысленная» онтологическая модель содержит те смыслы, которые используются «Системой 2», а «неявная» те образы (представления, концепты), которыми оперирует «Система 1». При этом происходит постоянная миграция необозначенных образов из «неявных» онтомоделей в «осмысленные» смыслы (обозначенные словами, символами) путем последовательной трансформации первоначальных представлений в образы, образов – в концепты (центроиды выявляемых кластеров) и, наконец, при переходе из «неявной» в «осмысленную» онтомоделей, – в смыслы (понятия/классы или факты/экземпляры).

В случае успешного решения Задач 1-3 передача смыслов, выявленных в текстах и «очищенных» с помощью мощных моделей онтологий, может разрешить, наконец, застарелую проблему, приостановившую когда-то развитие экспертных систем, а именно: проблему подготовки исходных данных на основании автоматической обработки неструктурированных данных, и в первую очередь текстов на естественном языке. В этом случае можно ожидать, что экспертные и другие системы на базе технологий «логического ИИ» уже без участия человека смогут правильно интерпретировать смыслы, в рамках которых излагаются те или иные мысли и таким образом извлекать знания из текстов и других видов неструктурированных данных, а далее, путем логико-предикатных вычислений, из уже «осмысленных» знаний синтезировать новые. Таким образом, «логический ИИ», вобрав в себя возможности «нейросетевого ИИ», приобретет свойства «универсального ИИ», способного «понимать смысл» прочитанного, рассуждать и синтезировать новые знания, в том числе в областях, в отношении которых он не был заранее натренирован. Попутно при этом возможно удастся преодолеть известную «непрозрачность» нейросетевого ИИ и получить «объяснимость» (интерпретируемость) действий, предлагаемых системами поддержки принятия решений с искусственным интеллектом.

То обстоятельство, что решение задач обработки текстов для АСУ создает предпосылки для универсального (сильного) ИИ, по мнению авторов, не случайно. Наоборот, это следует рассматривать как еще одно подтверждение общеизвестного факта, что сознание (в его «сильном» понимании) является результатом функционирования так называемой «второй сигнальной системы»<sup>26</sup>, образуемой процессами внутреннего (или с участием внешних акторов) речевого проговаривания. При этом следует еще раз обратить внимание, что функционирование очень

<sup>25</sup> Векторное представление слов (англ. word embedding) – общее название для различных подходов к моделированию языка и обучению представлений в обработке естественного языка, направленных на сопоставление словам из некоторого словаря векторов небольшой размерности. См.: Word2Vec: покажи мне свой контекст, и я скажу, кто ты. – <https://sysblok.ru/knowhow/word2vec-pokazhi-mne-svoj-kontekst-i-ja-skazhu-kto-ty>

<sup>26</sup> Вторая сигнальная система является специфической особенностью высшей нервной деятельности человека. Она оперирует «словом», которое обозначает конкретный раздражитель, поэтому слово является «сигналом сигналов» (по И.П. Павлову) и отражает действительность (предметы, явления окружающего мира и их отношения) в символическом виде. Слово позволяет человеку отвлечься от конкретных предметов и явлений, являясь основой развития абстрактного мышления. См.: Догуревич О.А., Сугрובה Г.А., Васина О.Н. Возрастная анатомия, физиология и гигиена: учеб. пособие. 2-е изд. Пенза: ПГУ, 2018. – 130 с.

похожих на осмысленную речь различных «говорилок» (голосовых ассистентов), применяемых в чат-ботах, call-центрах и реализованных, в том числе, в БНСМ, не является, и вряд ли когда-нибудь станет «рассудочным сознанием» в том смысле, в котором это понятие применимо к человеку. Только когда соответствующие «интеллектуальные» системы начнут «осознанно» оперировать (а не имитировать) словами (словосочетаниями и т.д.) как символами – названиями, обозначениями смыслов (понятий или экземпляров), – только тогда возникнет полноценная модель «второй сигнальной системы», которая путем «речевого проговаривания» будет строить различные логические преобразования смыслов, по-настоящему (осмысленно) рассуждая, а не имитируя некоторую связную, но не осмысливаемую речь. Таким образом, задачи внедрения ИИ в процессы автоматизации деятельности ОУ, с одной стороны, и задачи создания «универсального ИИ», с другой, являются двойственными по причине их текстовой (речевой) природы.

### **Практическая значимость разработки общей онтологической модели**

Разработка общей онтологической модели является необходимым условием того, чтобы происходила однозначная «привязка» тех смыслов, которые выявляются в данных, поступающих в АСУ от всех источников информации. Без такой однозначности варианты интерпретации данных могут порождать ошибки, недопустимые в деятельности ОУ. С момента, когда общая онтологическая модель достигнет требуемого объема, возникает возможность эффективного применения БНСМ для автоматизации решения задач, стоящих перед ОУ:

- 1) формирования (с заданной скоростью и качеством) рекомендаций для должностных лиц ОУ (ДЛ ОУ) при принятии ими решений;
- 2) смыслового (семантического) структурирования потоков информации в процессах ее мониторинга, сбора, обработки и хранения;
- 3) выявления и фиксации вновь возникающих и быстро развивающихся фактов и тем (понятий, явлений), их классификации и увязки с уже известными (в т. ч. заданными со стороны ДЛ ОУ) фактами и темами (понятиями, явлениями);
- 4) предоставления ДЛ ОУ сервисов семантического (смыслового) поиска в централизованных и локальных хранилищах информации;
- 5) формирования мультимодальных (в видео-, радиолокационном, аудио-, гидроакустическом, инфракрасном диапазонах и в форме текста на естественном языке) нейросетевых образов понятий (явлений) и фактов (объектов-экземпляров/ событий/ситуаций/систем);
- 6) распознавания (с использованием мультимодальных нейросетевых образов) фактов и явлений, в том числе с повышенным уровнем риска, с целью принятия решений (включая поддержку со стороны нейросетевых моделей, обученных их обработке);
- 7) выявления аномалий и предсказания нештатных ситуаций (например, прогнозирования скрытно подготавливаемых операций противника, неисправности техники, социальной нестабильности и т.п.);
- 8) прогнозирования сценариев развития ситуации и оценка риска;
- 9) поддержки ДЛ ОУ при принятии ими решений по обработке рисков (по подготовке решений по противодействию готовящимся операциям противника, материальному обеспечению, по блокированию эскалации социальной нестабильности и т. п.).

Как уже было показано, для проведения исследований по машинному обучению, и в особенности при работе с базисными нейромоделями, требуются значительные вычислительные мощности. Речь идет о высокопроизводительной специализированной вычислительной инфраструктуре, включающей в обязательном порядке суперкомпьютеры с графическими сопроцессорами и тензорными вычислителями.

### **Апробация**

С учетом обострения межгосударственной конкуренции в рассматриваемой области исследований временной интервал, который отведен для решения перечисленных выше задач (как в контексте автоматизации деятельности ОУ, так и в процессах создания

«универсального ИИ»), следует рассматривать в горизонте 2025-2030 гг. Это значит, что данные задачи требуют концентрации усилий высококвалифицированных специалистов, а также использования нестандартных решений как с технической, так и с организационной точек зрения. В частности, по нашему мнению, по всем упомянутым выше работам необходимо запланировать серию научно-исследовательских работ, предусматривающих проведение экспериментов (апробаций, испытаний) с действующими программными инструментами для обработки текстов на базе ИИ, предлагаемыми российскими разработчиками. К этим экспериментам (как на стадии формирования условий испытаний, так и для подведения итогов) должны быть привлечены лучшие специалисты по технологиям NLP.

## Выводы

Принимая во внимание изложенное, на наш взгляд, целесообразно принять решение о выполнении комплексных межвидовых (в перспективе – межведомственных) поисковых исследований, предваряющих специализированные прикладные. Такие исследования должны быть направлены на формирование научно-технического задела в области применения ИИ в перспективных АСУ, в том числе – на задание тактико-технических требований к инструментальным средствам нейросетевого ИИ для обработки текстов на естественном языке и на формирование требований к исходным данным для решения указанных задач. Для проведения таких исследований, помимо научных организаций силового блока, целесообразно привлекать компетентные академические институты РАН, профильные вузы Минобрнауки России и предприятия ОПК, исследующие методы применения ИИ в области обработки естественного языка, а также занимающиеся технологической реализацией этих методов. Такая кооперация должна помочь дать качественно новые результаты в тех инновационных областях, в которых на сегодняшний день в ОПК не имеется или недостаточно научно-технического задела.

В перспективе целесообразно проработать вопросы организации совместного использования компетентными научными организациями силовых ведомств, академическими институтами РАН, предприятиями ОПК и ведущими профильными вузами (МГТУ им. Баумана, МГУ, МФТИ, ИТМО и др.) объектов суперкомпьютерной вычислительной инфраструктуры для проведения научных исследований, испытаний и экспериментов. Запрос на создание общедоступной платформы для проведения совместных работ в области ИИ, обмена компетенциями и научно-техническим заделом, конкурентных испытаний все более активно озвучиваются ведущими российскими разработчиками в области ИИ<sup>27</sup>. Создание общедоступной платформы на базе рассматриваемой лабораторно-экспериментальной базы позволит обеспечивать испытания, апробацию передовых отечественных информационных технологий, в том числе совместно, телематически с использованием доступа к исследовательской инфраструктуре извне через интернет в открытом и защищенном режиме.

Представляется также важным, по мере достижения необходимой зрелости, исследовать переход от решения задач обработки текстовой информации к задачам межвидового взаимодействия путем дообучения БНСМ в различных модальностях: в видео-, аудио-, радиолокационном, гидроакустическом и других диапазонах. Для этого потребуются преобразование/развитие текстовых БНСМ в мультимодальные онтологические нейромодели.

---

<sup>27</sup> См.: Визильтер Ю.В., Вишняков Б.В. Указ. соч.; Мохнаткин А.Э. Национальная нейросетевая платформа // Доклад на Форуме «Российский софт: эффективные решения». Тематическая секция 2. «Искусственный интеллект – новая основа безопасности критической инфраструктуры государства». г. Москва, 22 апреля 2022 г.

### Список использованных источников

1. Протасов А.А., Ширманов А.В., Радоманов С.И. Первоочередные задачи внедрения технологий искусственного интеллекта в интересах автоматизации деятельности органов военного управления // Информатизация и связь. 2021. №2. – С. 91-94.
2. Белоногов Г.Г., Калинин Ю.П., Хорошилов А.А. Компьютерная лингвистика и перспективные информационные технологии: теория и практика построения систем автоматической обработки текстовой информации. М.: Русский мир, 2004. – 246 с.
3. Кононюк А.Е. Парадигма развития науки. Идеологическое обеспечение. Понятология (Общая теория понятий). Кн.3: Теория определения понятий. К.: Освіта України, 2014. – 656 с.
4. Справочник по искусственному интеллекту: в 3 кн. / Под ред. Э.В. Попова, Д.А. Поспелова, В.Н. Захарова, В.Ф. Хорошевского. Кн.1: Системы общения и экспертные системы. Кн.2: Модели и методы. Кн.3: Программные и аппаратные средства. М.: Радио и связь, 1990. – 1136 с.
5. Минский М. Фреймы для представления знаний / Под ред. Ф.М. Кулакова. М.: Энергия, 1979. – 151 с.
6. Канеман Д. Думай медленно... решай быстро. М.: АСТ, 2014. – 656 с.