

Новое направление в искусственном интеллекте: измерительный искусственный интеллект

С. В. Прокопчина

Финансовый университет при Правительстве РФ

svprokopchina @ mail.ru

Аннотация. Статья посвящена новому научному направлению: измерительному искусственному интеллекту. В работе даны основные определения и приведены атрибуты измерительного искусственного интеллекта (ИИИ). Определена область задач, в которых необходимо применение методов и средств этого направления. Приводятся примеры ИИИ на основе методологии регуляризирующего байесовского подхода, которые иллюстрируют реализацию принципов прослеживаемого, доверительного и объяснимого искусственного интеллекта и обеспечения устойчивости получаемых решений в условиях значительной неопределенности. Даны методологические основы метрологии решений систем искусственного интеллекта.

Ключевые слова: искусственный интеллект, метрология, регуляризирующий байесовский подход

I. ВВЕДЕНИЕ

Создание нового направления в искусственном интеллекте (ИИ), определяемого как измерительный искусственный интеллект (ИИИ), обусловлено насущной потребностью методологии искусственного интеллекта, связанной с осознанной в настоящее время потребностью получения надежных и достоверных решений систем ИИ в условиях значительной неопределенности (неточности, неполноты, нечеткости) исходной информации.

Времена полного доверия разработчиков средств ИИ к надежности исходной измерительной и статистической экспериментальной информации уже прошли. Основные требования со стороны разработчиков систем ИИ и практических пользователей включают, в том числе, требование обеспечения доверия к получаемым средствами ИИ решениям (доверительный искусственный интеллект). Подтверждением сказанному служит новая информация о принятых и разрабатываемых стандартах по ИИ серии ISO 42000, утвержденных международным институтом стандартов. Так, в стандарте ISO 42001 (Определения и терминология ИИ) подчеркивается необходимость определения качества и детального выбора данных для применения в системах искусственного интеллекта. Однако, особенно широкого выбора наборов надежных исходных данных нет по следующим причинам.

Во-первых, для основного спектра систем ИИ, таких например, как нейросети с обучением, требуются значительные массивы экспериментальных данных, которые на практике или трудно или вообще невозможно сформировать.

Во-вторых, степень надежности данных, особенно статистических, как правило, не определяется в эксперименте. Учитывая технологии их получения, чаще всего они являются субъективно искаженными и содержат разнообразные погрешности.

В третьих, получаемые в статистических экспериментах данные являются либо уникальными из-за уникальности и специфичности условий их получения, либо сгруппированы в малые выборки, что, безусловно, затрудняет их использование в системах ИИ.

В четвертых, в зависимости от типа информационных потоков неопределенность исходной информации, снижающая надежность исходных данных, имеет различную природу. Так, для измерительной информации ненадежность данных имеется за счет погрешности измерений, являющейся интеграцией погрешности методов измерений и погрешности приборов. То есть, речь идет о неточности измерений. Для неструктурированной информации неопределенность обусловлена природной непрерывностью потоков информации (тексты, декларативные знания, видео- и аудиоинформация). Поэтому в целях контроля ее достоверности и устойчивости получаемых решений требуются регуляризация и структуризация информационного пространства. Методологии и технологиям решений этой задачи посвящены работы [1, 5, 6].

В пятых, и может быть, особенно важных аспектах оценка качества (метрологическое обоснование) собственных решений систем ИИ, как правило, не разработано. Для получения метрологического обоснования, и, как следствие, получения высококачественных решений ИИ, важно иметь методологии и технологии как метрологического обоснования исходной информации, так и обоснования качества самих алгоритмов ИИ с целью контроля трансформации погрешности исходной информации через эти алгоритмические фильтры. Речь идет о метрологии получаемых решений в виде знаний, так как, в отличие от измерительных систем, в качестве получаемых решений в системах ИИ выступают знания.

Таким образом, для создания доверительного ИИ необходимы методологические разработки, соответствующие сказанному выше, то есть необходимо привлечение измерительного подхода в методологии ИИ на глубоком уровне методологической детализации и интеграции. Все это и обуславливает актуальность и необходимость нового направления с названием «измерительный искусственный интеллект».

С другой стороны, разработка современных измерительных систем достаточно давно идет по пути интеграции со средствами аналитической обработки результатов измерений. Это обусловлено значительным расширением круга измерительных задач и их усложнением. Использование в системах измерений методов ИИ дает возможность их эффективного решения.

Таким образом, сближение, интеграция и взаимопроникновение методологий ИИ и измерительной науки могут расцениваться как обоюдодоползные, и в настоящее время являются объективной реальностью и мощной перспективой их развития.

1. Определения и основные понятия ИИИИ.

Как было отмечено, в системах ИИ измерительный подход практически не используется, (используется только в работах школы байесовских интеллектуальных технологий [1, 2]). С другой стороны, современные тенденции развития теории и практики измерений направлены на интеграцию измерительных систем с системами искусственного интеллекта (ИИ). Это связано с необходимостью интеллектуальной обработки разнообразных потоков экспериментальной информации с целью получения полного решения задач пользователя в виде аналитических оценок, интерпретации состояния сложных объектов и ситуаций, а также в виде управленческих решений, выводов, рекомендаций. Однако многие примеры применения систем ИИ в измерительных системах, по сути, являются примерами механического соединения двух подсистем (систем ИИ и измерительных систем), функционирующих по законам своих методологий и технологий, которые не интегрированы в единую методологическую среду и единое информационное пространство. Поэтому, при переходе от систем измерений к системам вычислительной обработки данных возникает разрыв цепи информационных преобразований, который ведет к добавлению дополнительной, неконтролируемой энтропии в информационный процесс обработки данных, что вызывает неустойчивость получаемых решений и значительно снижает их качество.

Кроме того, при таком подходе к созданию интеллектуальных средств измерений не обеспечиваются возможности прослеживаемости, прозрачности (transparency), интерпретируемости (explainability) надежности и доверительности (trustworthiness), обеспечения устойчивости (stability) получаемых измерительных решений, что является основным перечнем современных требований к системам интеллектуальной обработки данных. Таким образом, с целью обеспечения указанных требований должны быть использованы и разработаны новые подходы, методология которых дает возможность реализации этих требований на основе глубокой интеграции методологий ИИ и теории измерений с целью достижения синергетического эффекта повышения мощности и эффективности систем.

Такое направление развития измерительных систем, то есть измерительных систем, основанных на глубокой связанности методологий и технологий ИИ и теории измерений при полном метрологическом обосновании

получаемых решений, определено в [7], как измерительный искусственный интеллект (Measuring Artificial Intelligence).

При формировании общей терминологии для систем ИИИИ целесообразно обратиться к терминам и определениям интеллектуальных измерений.

Трактовки основных понятий теории интеллектуальных измерений и метрологии приведены в [1]. Их появление и развитие относится к 90-м годам прошлого столетия [4].

Основным принципом, реализуемым во всех указанных в этих работах типах измерений в ситуации неопределенности, является принцип интеллектуализации измерений на основе привлечения знаний в измерительные процессы.

По терминологии, данной в [1], измерительные процессы, связанные с совместной обработкой данных и знаний и получением на основе этой интеграции метрологически обоснованных решений, называются интеллектуальными измерениями (ИИИ).

Методология ИИИ может быть успешно использована для создания теории и практической реализации систем ИИИИ.

Объектами измерений в ИИИ являются сложные системы, активно взаимодействующие с внешней средой. Таким образом, переходя к терминологии ИИИИ можно определить следующие понятия ИИИИ.

Модель объекта ИИИИ представляет собой сложную иерархическую систему взаимосвязанных факторов, отражающих свойства самого объекта и факторов влияния внешней среды. На основе этой концепции строится рабочая модель объекта ИИИИ, которая в системах ИИИИ отображается в виде иерархической модели дерева свойств сложного объекта и среды его функционирования, построенная на основе системного подхода (цифровой двойник реального объекта). При этом рабочая модель отличается от концептуальной модели ИИИИ количеством оцениваемых свойств объекта и среды. В рабочей модели их может быть существенно меньше из-за отсутствия необходимой исходной информации. Однако наличие в концептуальной модели более широкого списка показателей задает основу для развития модели в процессе ее использования в системах ИИИИ. Методы и технологии реализации таких моделей основаны на теории байесовских интеллектуальных технологий. [1]. Такие модели названы моделями с динамическими ограничениями ИИИИ.

Неструктурированность исходной информации определяет необходимость выбора и применения специальных методов, ориентированных на указанные условия и обеспечивающих качество и устойчивость измерительных решений ИИИИ.

Под измерительным решением ИИИИ здесь понимается разнотипный (выраженный в числовой или неколичественной формах) результат решения прикладной задачи в виде численного значения свойства, степени его проявления в виде лингвистической оценки, вывода, рекомендации с определенными метрологическими показателями качества этого решения

(точности, надежности, достоверности, риска, количества полученной новой информации и других). Особое внимание надо уделить вопросам устойчивости измерительных решений ИИ. Этот вопрос является одним из самых актуальных для развития методов и средств ИИ.

Именно для решения задачи обеспечения устойчивости в условиях неопределенности разработан регуляризирующий байесовский подход (РБП). Его создание относится к началу 90-х годов прошлого столетия. К настоящему времени на его основе и реализующих его технологий и средств решены задачи в сферах индустрии, энергетики, экологии, экономики, регионального и социального развития, природной среды [1, 3, 4, 6].

Подробное теоретическое обоснование РБП, как и методологические основы обеспечения устойчивости решений приведены в работах автора [1, 2, 5]. В данной статье целесообразно отметить, что для обеспечения устойчивости применяется система специально разработанных шкал, названных шкалами с динамическими ограничениями (ШДО), методы построения и применения которых детально рассмотрены в ряде работ, например в [1, 4]. При шкалировании исходной информации на ШДО происходит регуляризация решений.

II. Основные принципы методологии измерительного искусственного интеллекта на основе регуляризирующего байесовского подхода и байесовских интеллектуальных измерений приведены ниже.

1. Реализация вычислительного процесса производится в рамках единого регуляризованного пространства решений (метрических динамических компактов измерительных решений, определения и теоретическое обоснование которых дано в [1]).
2. Обеспечение устойчивости получаемых измерительных решений достигается на основе шкалирования исходной информации.
3. Использование и интеграция разнотипной информации (числовой и лингвистической) на основе модифицированной формулы Байеса [1].
4. Прослеживаемость процесса получения измерительных решений обеспечивается путем последовательной обработки информации на шкалах типа ШДО, согласно иерархической структуре модели объекта.
5. Интерпретация и объяснимость измерительных решений (объяснимый искусственный интеллект (ИИ) на каждом этапе обработки информации).
6. Контроль уровня качества (точности, надежности, достоверности) измерительных решений ИИИ на методологии БИТ для метрологического обоснования и сопровождения измерительных решений ИИИ (доверительный ИИ).
7. Динамичность и развиваемость моделей объектов и моделей ИИИ.

8. Когнитивность и визуализация решений.
9. Возможность использования, обработки и интеграции (свертки) как числовой, так и качественной, лингвистической неструктурированной информации.
10. Условность полученных решений ИИИ (в виде моделей, рекомендаций, оценок, выводов, сценариев).
11. Учет условий получения исходной информации и реализации вычислений в технологиях и средствах ИИИ.

III. Цифровая платформа «Инфоаналитик» как средство создания систем измерительного искусственного интеллекта.

Информационные технологии ИИИ на основе РБП позволяют производить измерение и аналитическую обработку любой количественной и качественной информации в числовом, лингвистическом, графическом, картографическом видах с требуемой точностью, надежностью, достоверностью.

На основе методологии РБП и реализации технологий БИИ и БИТ разработана компьютерная платформа «Инфоаналитик», предназначенная для быстрой разработки интеллектуальных измерительных систем, которые служат примерами реализации ИИИ.

Платформа «Инфоаналитик» представляет собой измерительную нейросеть сверточного типа с обучением [2]. При обучении сети производится ее настройка на модели и условия прикладной задачи. Исходная информация поступает от внешних источников: измерительных приборов, экспертных сообщений, интернет-информации. Номенклатура внешних источников зависит от типа решаемой прикладной задачи.

На этапе предварительной подготовки в режиме обучения сети средствами платформы разрабатываются специальные типы шкал для каждого источника информации, которые обеспечивают интеграцию платформы с источниками информации согласно методикам интеграции РБП. Такие системы могут быть разработаны специалистами-экспертными прикладной задачи без участия программистов – разработчиков.

Круг решаемых прикладных задач, а также конкретных систем ИИИ достаточно широк. Применение платформы «Инфоаналитик» для решения прикладных задач показано на нескольких нижеследующих и приведенных в [1, 3, 4, 5, 6] примерах.

На основе методологии и средств РБП создана интеллектуальная система для мониторинга состояния и управления сетью горячего водоснабжения (ГВС).

Основными задачами такой системы являются:

1. Сбор и предварительная обработка (с целью сжатия информации) экспериментальной информации от приборов учета и контроля.
2. Сбор нечисловой информации и знаний о состоянии сети ГВС.

3. Математическая обработка данных с выдачей прогноза надежности сетей ГВС.
4. Когнитивная визуализация оценок состояния и прогноза ГВС.
5. Генерация управленческих рекомендаций и инструкций.
6. Подготовка обоснования для реконструкции и плановой замены трубопроводов.
7. Сбор информации для составления схем трубопроводов и паспортизации сетей ГВС.

Результатами работы сетей являются комплексные оценки состояния сложных объектов ГВС и рекомендации по обеспечению их устойчивого функционирования. Важной частью таких систем являются встроенные средства полного метрологического обоснования всех получаемых решений. Системы имеют иерархическую архитектуру, согласно уровням управления сложными объектами, которая обладает возможностью саморазвития на основе вновь получаемой информации. Это достигается, благодаря моделям и шкалам с динамическими ограничениями, на основе которых строятся все алгоритмы системы. Реализованы примеры использования интеллектуальных сенсорных сетей для мониторинга и управления энергогенерирующими и водоснабжающими системами. Такие интеллектуальные измерительные сети позволяют производить комплексную оценку состояния распределенных систем в любой момент времени, определить основные риски и потенциалы как отдельных участков, так и системы в целом. Кроме того, можно привести примеры использования ИИИ в задачах управления развитием региональной экономики, производственных организаций, управления персоналом (оценка мотивации персонала и комфортности корпоративного климата), управления социальными системами и иные примеры, опубликованные в [1–7] и других работах.

II. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Новое направление развития методологии и систем ИИ, связанное с привлечением измерительного подхода, которое в работе определено как измерительный искусственный интеллект, позволяет значительно расширить сферу прикладных задач и применения методов и технологий ИИ, обеспечить повышение и контроль качества получаемых измерительных решений в сложных условиях информационной неопределенности.

Применение РБП в измерительных задачах ИИИ позволяет создавать интеллектуальные измерительные системы с обеспечением прозрачности, интерпретируемости, достоверности, устойчивости получаемых решений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Прокопчина С.В. Интеллектуальные измерения на основе регуляризирующего байесовского подхода. Изд-во «Научная библиотека», 2021, 595 с.
- [2] Прокопчина С.В. Новый тип нейронных сетей: байесовские измерительные нейронные сети (BIN), основанные на методологии регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2020. Том 35. № 10, с. 17-24.
- [3] Прокопчина С.В. Реализация принципов объяснимого искусственного интеллекта в информационных системах на основе регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2022. №6, с. 7-15.
- [4] Прокопчина С.В. Регуляризация как основа обеспечения устойчивости решений в системах искусственного интеллекта (на примере регуляризирующего байесовского подхода) // Мягкие измерения и вычисления, 2023. № 7, с. 7-18.
- [5] Прокопчина С.В. Измерение «неизмеримых» показателей на основе регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2022. № 6, с. 7-15.
- [6] Прокопчина С.В. Методология создания «доверительного» искусственного интеллекта в системах на основе регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2023. № 8, с. 17-28.
- [7] Прокопчина С.В. Измерительный искусственный интеллект: методологические основы, принципы создания и информационные технологии на основе регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2023. № 10-2, с. 23-36.