

ИЗМЕРИТЕЛЬНЫЙ ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ: МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ, ПРИНЦИПЫ СОЗДАНИЯ И ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ НА ОСНОВЕ РЕГУЛЯРИЗИРУЮЩЕГО БАЙЕСОВСКОГО ПОДХОДА

Светлана Васильевна Прокопчина¹

¹ Доктор технических наук, профессор, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Россия, e-mail: svprokopchina@mail.ru

ИНФОРМАЦИЯ

Ключевые слова:

искусственный интеллект
метрология
регуляризирующий байесовский подход

АННОТАЦИЯ

Статья посвящена новому направлению в создании информационно-измерительных систем – измерительному искусственному интеллекту. В работе даны основные определения и приведены атрибуты измерительного искусственного интеллекта. Определена область измерительных задач, в которых необходимо применение методов и средств интеллектуализации измерительных процессов. Приведены основные типы интеллектуальных измерений, указаны их характеристики и специфические свойства.

Подчеркивается, что измерительные задачи в условиях информационной неопределенности, обусловленной неточностью, неполнотой, нечеткостью данных, их малыми объемами и уникальностью, неполнотой моделей объекта измерения и среды его функционирования, должны решаться на основе регуляризирующих методов, обеспечивающих устойчивость получаемых решений, а также с привлечением знаний об объекте и среде, что позволяет скомпенсировать отсутствие полноты данных.

Поэтому в статье для решения измерительных задач в указанных условиях предлагается использовать регуляризирующий подход (РБП) и технологии на его основе: байесовские интеллектуальные измерения (БИИ) и байесовские интеллектуальные технологии (БИТ). Приведены методологические принципы и основные аналитические зависимости БИИ и БИТ.

В статье предлагается методология создания системы оценки качества решений искусственного интеллекта (ИИ), в частности, оценки достоверности решений, определяющей степень доверия к получаемым решениям. Методология построена на основе шкалирования измерительных решений и реализована в виде системы метрологического сопровождения решений ИИ. В рамках данной методологии и технологий метрологического сопровождения предложены комплексы метрологических характеристик, определяющих точность, надежность (уровень ошибок 1 и 2 рода), что обеспечивает прослеживаемость и прозрачность на каждом этапе получения решений.

Приведены практические примеры реализации методов и технологий РБП для решений прикладных задач и создания интеллектуальных измерительных систем.

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ: 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. Т. 71(2). С. 28–59; <https://doi.org/10.36871/2618-9976.2023.10-2.003>.

MEASURING ARTIFICIAL INTELLIGENCE: METHODOLOGICAL FOUNDATIONS, PRINCIPLES OF CREATION AND INFORMATION TECHNOLOGY BASED ON THE REGULARIZING BAYESIAN APPROACH**Svetlana V. Prokopchina¹**¹ *Doctor of Technical Sciences, Professor, Financial University under the Government Russian Federation, Moscow, Russia, e-mail: svprokopchina@mail.ru***ARTICLE INFO****Keywords:**Artificial intelligence
Metrology
Regularizing Bayesian approach**ABSTRACT**

The article is devoted to a new direction in the creation of information and measurement systems – measuring artificial intelligence. The paper gives the basic definitions and attributes of measuring artificial intelligence. The field of measurement tasks in which the application of methods and means of intellectualization of measurement processes is necessary is defined. The main types of intelligent measurements are given, their characteristics and specific properties are indicated.

It is emphasized that measurement tasks in conditions of information uncertainty caused by inaccuracy, incompleteness, fuzziness of data, their small volumes and uniqueness, incompleteness of models of the measuring object and the environment of its functioning, should be solved on the basis of regularizing methods that ensure the stability of the solutions obtained, as well as with the involvement of knowledge about the object and the environment, which makes it possible to compensate for the lack of completeness data.

Therefore, in the article, to solve measurement problems in these conditions, it is proposed to use a regularization approach (RBP) and technologies based on it: Bayesian intelligent measurements (BII) and Bayesian intelligent technologies (BIT). Methodological principles and basic analytical dependencies of BII and BIT are given.

The article proposes a methodology for creating a system for evaluating the quality of artificial intelligence (AI) solutions, in particular, evaluating the reliability of solutions, which determines the degree of confidence in the solutions obtained. The methodology is based on scaling of measuring solutions and implemented as a system of metrological support of AI solutions. Within the framework of this methodology and technologies of metrological support, complexes of metrological characteristics are proposed that determine accuracy, reliability (level of errors of the 1st and 2nd kind), which ensures traceability and transparency at each stage of obtaining solutions.

Practical examples of the implementation of RBP methods and technologies for solving applied problems and creating intelligent measuring systems are given.

FOR CITATION: *Prokopchina S.V. (2023) Measuring artificial intelligence: methodological foundations, principles of creation and information technology based on the regularizing bayesian approach. Soft measurements and computing, vol. 71(2), no. 10-2, pp. 28–59 (In Russ.); <https://doi.org/10.36871/2618-9976.2023.10-2.003>.*

Введение

Современные тенденции развития теории и практики измерений направлены на интеграцию измерительных систем с системами искусственного интеллекта (ИИ) [1,

2, 7, 10, 16, 17, 24, 26, 28, 36, 39, 46]. 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 подходов 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 (transparancy), интерпретируемости (explainability) надежности и доверительности (trustworthiness), обеспечения устойчивости (stability) получаемых измерительных решений, что является основным перечнем современных требований к системам интеллектуальной обработки данных.

Реальные условия эксплуатации систем ИИ и ИС связаны с наличием значительной информационной неопределенности, обусловленной неполнотой, неточностью, нечеткостью измерительных и других экспериментальных данных. Эта неопределенность ведет к неустойчивости получаемых решений. Для обеспечения устойчивости необходимы регуляризирующие методы обработки информации, а также метрологическое сопровождение процесса получения решений. Однако, в методах ИИ в настоящее время такое сопровождение отсутствует.

Кроме того, отсутствие метрологического обоснования решений таких систем не позволяет определить их как интеллектуальные *измерительные* системы (ИНИС), так как само определение *измерительные* предопределяет необходимость метризации пространства получаемых решений, Скорее, это – измерительные системы с использованием средств ИИ.

Определения ИНИС, приведенные в существующих и в разрабатываемых в настоящее время стандартах по этой теме [11], не учитывают этого, и, возможно, должны быть скорректированы в целях перспективной ориентации разработчиков ИНИС.

Положения существующих стандартов по терминологическим аспектам ИНИС [10, 11] определяют ИНИС как измерительные средства с самоконтролем или самоаттестацией. Однако, это никак не отражает новое функциональное наполнение ИНИС, связанное с привлечением методов ИИ, которые обеспечивают получение принципиально новых, эффективных решений сложных измерительных задач за счет привлечения в измерительный процесс сопутствующих знаний.

Вышеприведенное не относится только к терминологическим аспектам создания ИНИС. Важнее то, что для создания полномасштабных ИНИС, отвечающих вышеперечисленным требованиям 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 ИНИС.

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, предлагается определить как *измерительный искусственный интеллект (Measuring Artificial Intelligence)*.

Данное направление будет актуально для развития не только современной теории измерений, но и самого искусственного интеллекта.

Разработчики систем ИИ, до настоящего десятилетия мало обращавшие внимание на структуру и состав исходной информации, используемой в системах ИИ, обратились к этим важнейшим вопросам, сформировав направление DATA SCIENCE, которое бурно развивается в информационной сфере и является в высокой степени востребованным как самими разработчиками систем ИИ, так и практиками, например, бизнес-сообществом. Это связано с пониманием значимости качества используемой первичной информации, поступающей от средств измерений и его влияния на качество окончательных решений.

Формирование нового направления означает необходимость определения основных терминов, методологических основ, принципов, атрибутов измерительных процессов, а также разработки измерительных технологий и апробации их в конкретных прикладных задачах.

Некоторые подходы и примеры решения этих задач предлагаются в данной статье.

1. Основные определения и атрибуты измерительного искусственного интеллекта и интеллектуальных измерений

Для формализации понятий и определения сути измерительного искусственного интеллекта целесообразно обратиться к истории интеллектуализации измерительных процессов и средств измерений.

Значительную роль в формировании современной измерительной терминологии и новых типов измерений сыграла деятельность Международной конфедерации по измерениям (International Measurement Confederation – IMECO). Организованная в 1958 году под эгидой ЮНЕСКО эта организация, имея своей главной целью объединение знаний и усилий по развитию теории и практики измерений, во многом способствовала расширению сферы приложения измерительных подходов. На Международных симпозиумах IMECO рассматривались и обсуждались вопросы неклассических измерений и измерительных технологий. Так, понятие интеллектуальных измерений (ИИ), было введено Д. Хофманом в 1985 году на X Всемирном конгрессе ИМЕКО в Праге [2]. Развитию нового направления в измерениях было посвящено немало работ, хотя по поводу нового термина не прекращались дискуссии. Прошедший в 1986 году 4-й Международный симпозиум Технического комитета ИМЕКО в Йене, был целиком посвящен интеллектуальным измерениям и их приложениям и продемонстрировал признание этого термина научным сообществом, что нашло продолжение в работе Международного симпозиума Технического комитета Т 7 ИМЕКО в 1990 г. в Варне. На симпозиуме, проходившем в 2010 году в Великобритании (на базе Национальной физической лаборатории) несколько секций и десятки докладов были посвящены обсуждению новых измерительных подходов, новых типов измерений, (частности, мягких измерений, термин и основные методологические принципы которых были введены в 1997 году С.В. Прокопчиной [34]), а также и решению новых измерительных задач [1–7, 39, 43].

Эти трактовки основных понятий теории измерений и метрологии привели к [45] формированию классов измерительных задач, требующих для своего решения специфических методов измерений.

Одним из главных моментов построения измерительных технологий является определение типа информационной ситуации, в которой производятся измерения. Существуют три типа информационных ситуаций измерений. Они определены и детально рассмотрены в [7, 8]. Это ситуации с полностью определенной информацией и условиями измерений (тип I); ситуации с не полностью определенной информацией и стабильными условиями измерений (тип II), (но эту неопределенность можно снять в итерационном процессе адаптивных измерений) и ситуации со значительной не-

определенностью, принципиально неснимаемой в целом в процессе измерений, что может объясняется, прежде всего, неопределенностью данных, кроме того, отсутствием полных знаний о виде моделей объекта измерения, моделей образцового объекта, нестабильностью условий измерений, активным влиянием внешней среды (тип III).

Согласно указанным измерительным ситуациям, появились, кроме существующих прямых измерений, которые реализуются в первой информационной ситуации, различные типы измерений, классификация которых приведен в [38]. К их числу относятся:

- комплексные измерения, основанные на расширенных понятиях измерений и тезаурусах, реализуемых в виде структур моделетек [3, 4]; (ситуация (тип II);
- статистические измерения [28], основанные на вероятностно-теоретическом подходе; ситуация (тип II);
- динамические адаптивные измерения [3], подчеркивающие временные характеристики свойств объектов измерения; ситуация (тип II);
- интервальные измерения [28] ситуации (тип II) и (тип III);
- процессорные измерения, выделяющие класс средств ИТ, необходимых для их реализации; ситуация (тип II);
- алгоритмические измерения [3], определяющие связь с вычислительными аспектами решения измерительных задач; ситуация (тип II);
- измерения, отражающие их прикладную направленность (промышленные измерения, биоизмерения, радиоизмерения, астрофизические, аэроаналитические, социальные измерения, экономические измерения и др.) ситуации (тип II);
- интеллектуальных измерения [1, 2, 7, 8]; ситуации (тип III).

В дальнейшем в работах автора данной статьи были предложены концепции, разработаны теоретические основы, принципы и информационные технологии и средства следующих видов измерений, которые реализуются в информационных ситуациях типа III, то есть в условиях информационной неопределенности:

- байесовские интеллектуальные измерения на основе регуляризирующего байесовского подхода [7, 8, 45];
- нечеткие измерения в виде совокупности альтернативных решений с различной степенью их достоверности [33, 45];
- мягкие измерения с гибкой логикой вывода измерительных решений [34, 35];
- когнитивные измерения с включением субъекта-измерителя в измерительную технологию [31];
- системные измерения для измерения эмерджентных свойств сложных объектов [33];
- полисистемные измерения с объектом измерения в виде совокупности сложных автономных систем, активно взаимодействующих между собой и внешней для этой совокупности средой [35, 31];
- энтропийные измерения, в которых объектом измерения является получаемое количество информации [31];
- ретроспективные измерения на базе РБП и технологий БИИ [7, 31];
- перспективные измерения на основе байесовских интеллектуальных технологий [7, 36];
- лингвистические измерения для измерения нечисловых характеристик на основе неструктурированной лингвистической информации [48].

Для перечисленных выше все новых типов измерений соответствующие им уравнения измерения, поясняющие их методологию, сходства и различия, приводятся в [38].

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

По терминологии, данной в [7, 8], измерительные процессы, связанные с совместной обработкой данных и знаний называются **интеллектуальными измерениями (ИНИ)**.

Объектами измерений в ИНИ являются сложные системы, активно взаимодействующие с внешней средой.

Модель объекта интеллектуальных измерений представляет собой сложную иерархическую систему взаимосвязанных факторов, отражающих свойства объекта измерения. То же определение можно дать и для образцового объекта.

На основе этой концепции строится рабочая модель объекта измерения, которая в измерительных системах отображается в виде иерархической модели дерева факторов сложного объекта и среды его функционирования, построенная на основе системного подхода (концептуальный двойник реального объекта).

Модель объекта сравнения(образцового объекта) интеллектуальных измерений также представляет собой сложную иерархическую систему взаимосвязанных факторов, отражающих свойства объекта измерения.

Объект интеллектуальных измерений, как и образцовый объект, могут иметь как материальную, так и виртуальную природу, могут быть представлены как в числовой, так и в лингвистической формах.

Если измеряемым объектом является какое-либо свойство сложной системы, то изначально оно может быть как измеряемым, так и неизменяемым. Для неизменяемых объектов иногда составляется сложная модель, представляющая собой интеграцию совокупности простых измеряемых объектов. Однако, универсальным подходом к измерению таких характеристик является методология на основе лингвистических измерений [48], при которых измеряется степень проявления неколичественной характеристики.

В измерительных системах модель образцового объекта может иметь вид иерархической системы взаимосвязанных числовых и/или лингвистических переменных, отражающих структуру модели объекта измерения (идеальный объект – цифровой образ (цифровой двойник) объекта измерения)).

Схема сравнения.

Алгоритм получения результата интеллектуальных измерений или методика измерений основаны на подходах, связанных с интеграцией данных и знаний и применением логического вывода измерительных решений.

Рассмотрим конкретную реализацию этих атрибутов измерительного ИИ на основе регуляризирующего байесовского подхода и байесовских интеллектуальных измерений.

2. Основные методологические принципы регуляризирующего байесовского подхода и байесовских интеллектуальных измерений

Многие практические задачи решаются на основе неполной, неточной, нечеткой информации. в условиях малых выборок или даже уникальных экспериментов, повторяемость которых невозможна. Кстати, если рассматривать потоки социально-экономической статистической информации или информации о компонентах природной среды, то они являются примерами последовательностей уникальных экспериментальных событий, реализующихся в специфических ситуациях исторического времени, повторяемость которых принципиально невозможна, и, вообще говоря, не могут быть отнесены к одной выборке. А следовательно, методы классической математической статистики использоваться быть не могут. Таким образом, определяется необходимость выбора и применения специальных методов, ориентированных на указанные условия и обеспечивающих качество и устойчивость измерительных решений.

Под **измерительным решением** здесь понимается разнотипный (выраженный в числовой или неколичественной формах) результат решения измерительной задачи

в виде численного значения измеряемого 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 ИНИС.

Этот вопрос является одним из самых актуальных для развития методов и средств ИИ, что подчеркивалось в докладах на прошедшем в июне 2023 года Форуме по ИИ.

Именно для решения задачи обеспечения устойчивости в условиях неопределенности разработан регуляризирующий байесовский подход. 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 [39, 42, 43, 46].

Подробное теоретическое обоснование РБП, как и методологические основы обеспечения устойчивости решений приведены в работах автора [7, 8, 45]. В данной работе 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 [7, 8, 49].

Вид такой шкалы представлен на [рисунке 1](#).

Шкала имеет сложную структуру, состоящую из двух сопряженных шкал.

Одна из них (верхняя шкала на [рисунке 1](#)) предназначена для измерения числовых характеристик, вторая (нижняя шкала на [рисунке 1](#)) предназначена для реализации измерений неколичественных характеристик.

Обе шкалы представлены в двумерном виде, где по осям абсцисс в качестве реперов шкалы размещаются значения или термы измеряемых величин, а по оси ординат вероятности или возможности этих значений.

При использовании *регуляризирующего байесовского подхода* измерения носят название *байесовских интеллектуальных измерений*.

Уравнение ИИ имеет вид:

$$\{h_{kt}^{(Q)} | \{MX\}_{kt}^{(Q)}\} | (Y_t^{(Q)} ; \{X_{it}\}) = \{\text{argexstr } C^{(L)} [\varphi_{jt}(f_{it}\{X_{it}\} | (Y_t^{(Q)} * Y_t^{(OE)} * G_t^{(OE)}))]\}, \quad (1)$$

где $C^{(L)}$ – критерий вывода измерительных решений, отражающий логику вывода решения;

h_{kt} – список результатов или решений из множества решений H_{kt} , представляющего собой носитель соответствующей шкалы, апостериорная достоверность каждого из которых определяется значением вероятности P_k ; C – решающее правило, оптимизирующее выбор решения h_{kt} по алгоритму φ_{jt} из множества алгоритмов Φ , при наборе данных x_{it} из множества X_{it} , при данных условиях реализации измерения $Y_t^{(Q)}$, состоящих из метрологических требований $\{MX\}_{kt}$, априорной информации A_t и ограничений и допущений O_t , имеющих место при формировании x_{it} для момента времени t , f_{it} функциональное преобразование исходных данных.

Если критерий C является байесовским критерием среднего риска решения, то такие интеллектуальные измерения называются байесовскими (БИИ).

В общем виде уравнения интеллектуальных измерений критерий C не обязательно должен быть основан на решающем байесовском правиле. Для других типов интеллектуальных измерений может применяться иная логика вывода решения. Например для мягких измерений применяется параметрическая логика Л. Заде.

Однако, для байесовских интеллектуальных измерений в качестве критерия используется критерий минимума среднего риска решений, и вывод решения реализуется на основании модифицированной формулы Байеса.

Модификация формулы Байеса состоит в замене функции правдоподобия в известной формуле экспериментального байесовского подхода (2) на распределение (вероятность значения) оценки измеряемого параметра по экспериментальным данным (3), которое, как правило, бывает известным из теоретических оснований.

$$P(h_j|\{x_i\}) = \frac{P^a(h_j) \cdot l(\{x_i\})}{\sum_j^K P^a(h_j) \cdot l(\{x_i\})} \quad (2)$$

где $P^a(h_j)$ – априорная вероятность;

$l(\{x_i\})$ – функция правдоподобия.

– модифицированная формула Байеса:

$$P(h_j|y_i) = \frac{P^a(h_j) \cdot P(\widetilde{h}_i|\{x_i\})}{\sum_j^K P^a(h_j) \cdot P(\widetilde{h}_i|\{x_i\})} \quad (3)$$

где $\widetilde{h}_i|\{x_i\}$ – оценка параметра h_i при условии поступления имеющихся данных.

В уравнении (1) новым элементом является введение условий измерения y_i в основное уравнение измерений, что позволяет учитывать их изменение в процессе измерений на основании вновь получаемых данных и знаний об измеряемом объекте и внешней среде. Поэтому формула (3) может быть представлена в виде:

$$P(h_j|y_i) = \frac{P^a(h_j) \cdot P(\widetilde{h}_i|\{x_i\} | (\{x_i\}|y_i))}{\sum_j^K P^a(h_j) \cdot P(\widetilde{h}_i|\{x_i\} | (\{x_i\}|y_i))} \quad (4)$$

Формула (4) называется модифицированной байесовской формулой или модифицированной формулой байесовской свертки, так как на ее основе реализуются три типа вероятностных сверток:

1. Свертка априорной информации с поступающей в данный момент информацией (производится на основе формулы (3)):

1.1. Для числовых характеристик;

1.2. Для нечисловых (лингвистических) характеристик

2. Свертка апостериорной числовой и лингвистической информации о характеристике.

3. Свертка апостериорной информации о двух различных факторах.

Важным аспектом реализации и применения ШДО является их функциональная возможность идентифицировать риски и потенциалы состояния показателей как измеряемых объектов.

Так, на рисунке 1 вторая часть сопряженной шкалы (лингвистическая шкала) служит в качестве критериальной шкалы, определяющей состояние показателя в терминах "норма", "ниже нормы", "выше нормы" и т.д. Всего имеется 9 градаций критерия.

При этом градации, расположенные слева от градации "норма" принадлежат пространству рисков, а расположенные справа относятся к пространству потенциалов.

Решения визуализируются в виде когнитивной графики, при которой риски и потенциалы показателей отражаются в экранных формах компьютерных систем в виде разноцветных кружков. Теплые цвета отражают степени риска, а холодные идентифицируют потенциалы состояния измеряемого фактора.

Применение такой графики значительно упрощает интерпретацию получаемых решений пользователем ИИС, особенно при многочисленности измеряемых показателей.

А также вовлекает пользователя в процесс измерений, предоставляя ему возможность после быстрой интерпретации измерительных решений принимать соответствующие управленческие решения.

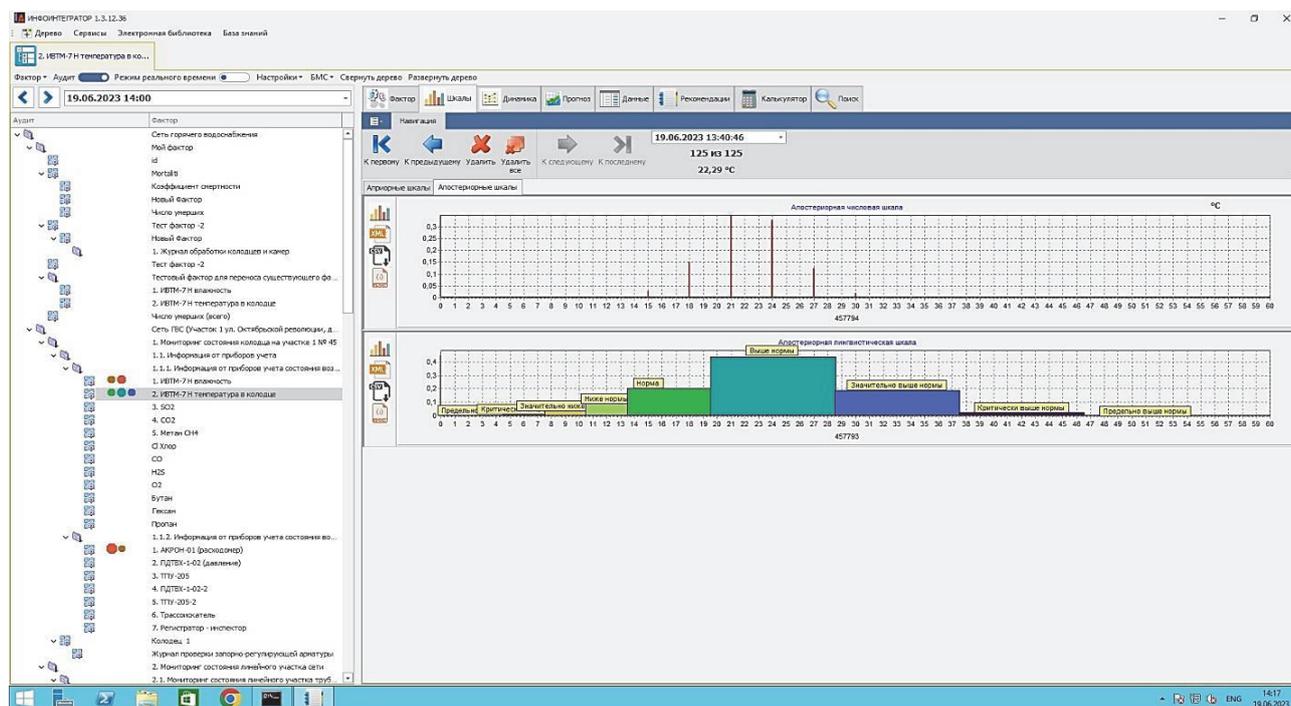


Рис. 1. Шкала с динамическими ограничениями для БИИ

Основные принципы методологии байесовских интеллектуальных измерений приведены ниже:

1. Реализация измерений производится в рамках единого регуляризованного пространства решений (метрических динамических компактов измерительных решений, определения и теоретическое обоснование которых дано в [7, 8, 45, 48]).
2. Обеспечение устойчивости получаемых измерительных решений на основе шкалирования исходной информации [7, 45, 49, 51, 53].
3. Использование и интеграция разнотипной информации (числовой и лингвистической) [7, 8, 45].
4. Прослеживаемость процесса получения измерительных решений [55].
5. Интерпретация и объяснимость решений (объяснимый искусственный интеллект (ИИ) [51, 54].
6. Контроль уровня достоверности (доверительный ИИ) [51, 55].
7. Динамичность и развиваемость моделей объектов измерений и моделей образцовых объектов [7, 8, 51].
8. Метрологическое обеспечение моделей, алгоритмов, решений в виде показателей точности, надежности, достоверности, риска, информативности решений [7, 45, 55, 51].
9. Когнитивность и визуализация решений [35, 51].

10. Возможность использования, обработки и интеграции (свертки) как числовой, так и качественной, лингвистической неструктурированной информации [7, 8, 36, 54].

11. Идентификации моделей объектов и их параметров [7, 8].

12. Условность полученных решений (в виде моделей, рекомендаций, оценок, выводов, сценариев) [7, 36, 53].

13. Учет условий измерений в уравнении измерений и при его реализации в технологиях и средствах измерений [7, 8].

Специфические свойства методологии реализации интеллектуальных измерений на основе РБП:

1. Измерение реализуется как процесс принятия решений на сопряженных числовых и лингвистических шкалах типа шкал с динамическими ограничениями.

2. В поле решений вводится метрическое пространство возможностей или субъективных вероятностей, значения которых сопровождают измерительный результат.

3. Результат измерений может быть представлен в лингвистической форме.

4. При реализации неколичественных измерений используются слабые в вычислительном отношении, богатые семантически шкалы (номинальные и порядковые).

5. Модели объекта измерения и окружающей его среды используются в форме моделей с динамическими ограничениями (МДО).

6. Результаты интеллектуальных измерений представляют собой совокупность альтернатив с метрологическим обоснованием и могут трактоваться как "нечеткие" измерения.

7. При использовании в качестве исходной измерительной информации знаний, измерения определяются как мягкие интеллектуальные измерения.

3. Цифровая платформа "Инфоаналитик" как средство создания систем измерительного искусственного интеллекта

Информационные технологии на основе РБП позволяют производить 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.

Такие системы могут быть разработаны специалистами-экспертными прикладной задачи без участия программистов – разработчиков.

Применение платформы "Инфоаналитик" для решения прикладных задач показано на нескольких нижеследующих примерах.

3.1. Интеллектуальная сенсорная сеть для управления водоснабжением

На основе методологии и средств РБП и в РБП и БИТ 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 неколичественной 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 которых строятся все алгоритмы БИТ. Реализованы примеры использования интеллектуальных сенсорных сетей для мониторинга и управления энергогенерирующими и водоснабжающими системами.

Задачи мониторинга состояния сложных систем и эффективного управления ими, особенно в режимах реального времени функционирования систем, обуславливают потребность в получении не отдельных результатов измерений, а оценок, выводов, управленческих рекомендаций. Такие возможности можно обеспечить при привлечении в измерительные процессы методов искусственного интеллекта.

В ходе выполнения ряда прикладных проектов, связанных с созданием интеллектуальных измерительных комплексов для распределенных техногенных, природных и социально-экономических систем была разработана концепция интеллектуальных сенсорных сетей.

Такие 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.

Интеллектуальная сенсорная сеть для ГВС состоит из центрального модуля интеллектуальной обработки информации и периферийных модулей, обеспечивающих сбор и предварительную обработку информации по всем участкам сети.

В качестве центрального модуля используется интеллектуальная среда, построенная на платформе "Инфоаналитик", на вход которой поступают информационные потоки от периферийных интеллектуальных модулей, прикладных нейросетей обработки изображений и документов, баз статистических данных, баз прикладных знаний, экспертных оценок и другой информации. Опыт таких разработок позволил сформировать типовой периферийный модуль сенсорной сети, реализующий все вышеуказанные функции для отдельного участка сети.

В его состав входят следующие подсистемы:

- интегрированные наборы датчиков, осуществляющие измерения параметров систем;
- интеллектуальные контроллеры, реализующие функции интеллектуальной обработки первичной измерительной информации, состоящей в интеграции информации от отдельных датчиков с целью получения оценок, и согласования протоколов передачи полученных на данном участке сети решений в центральный модуль;
- подсистемы интерфейсов и веб-сервисов в режиме мониторинга;
- нейросети для обработки тепловизионных изображений;
- нейросети для обработки документальной текстовой информации;
- базы данных первичной измерительной информации.

Режимы работы интеллектуальной сенсорной сети, реализующие вышеуказанные функции, представлены на следующих рисунках, иллюстрирующих результаты работы реальной системы, реализованной для участка теплосети г. Коломна.

На [рисунке 5](#) отражены не только числовые показатели, определенные по состоянию приборов, но и неколичественные показатели состояния сети ГВС, информация о которых отражается в процессе эксплуатации сети ГВС в производственных журналах, обхода, проверок, наладок участков сети ГВС, а также в диспетчерской информации и информации, поступающей от пользователей сети ГВС и интернет-источников.

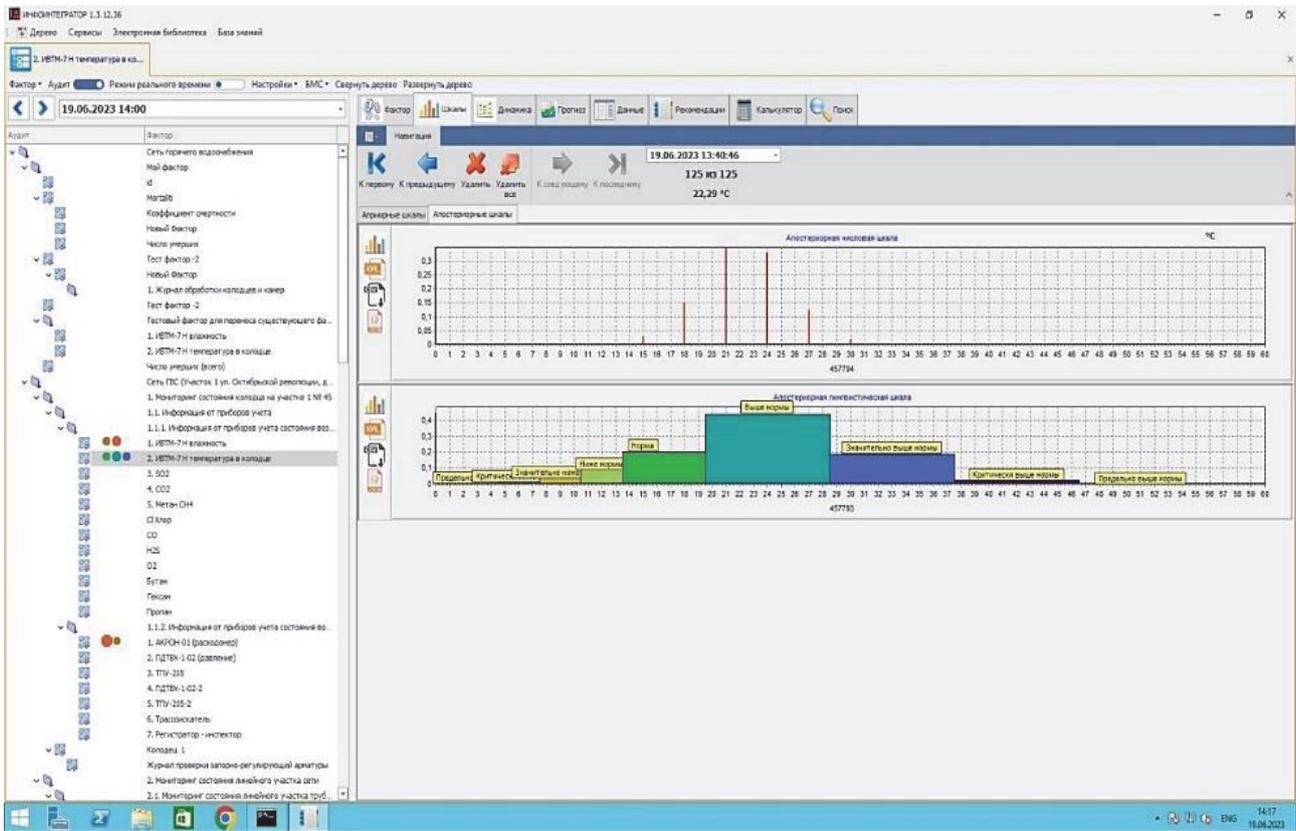


Рис. 2. Оценка состояния ГВС на измерительных шкалах с динамическими ограничениями (ШДО) с когнитивной графикой, отражающей степень безопасности функционирования сети ГВС

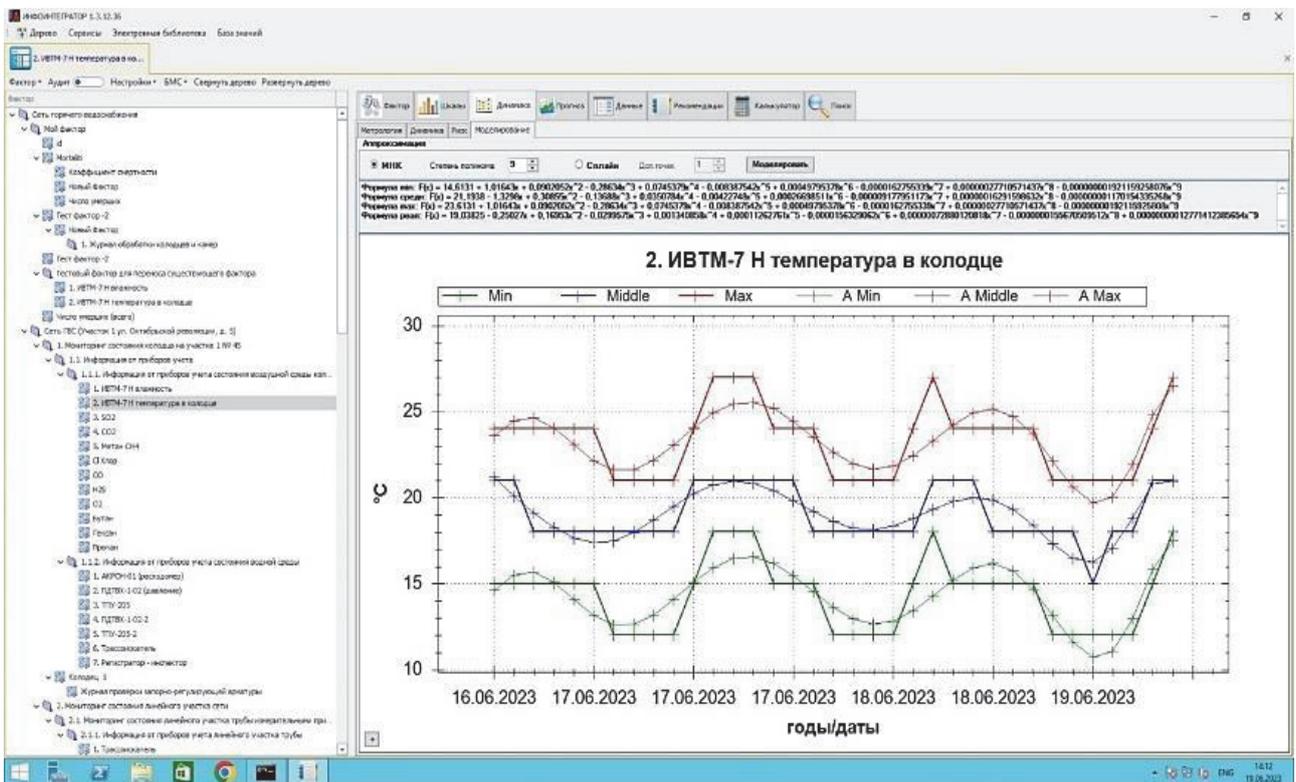


Рис. 3. Моделирование динамики показателей приборов ГВС в виде нечетких моделей авторегрессии с определением аналитических зависимостей

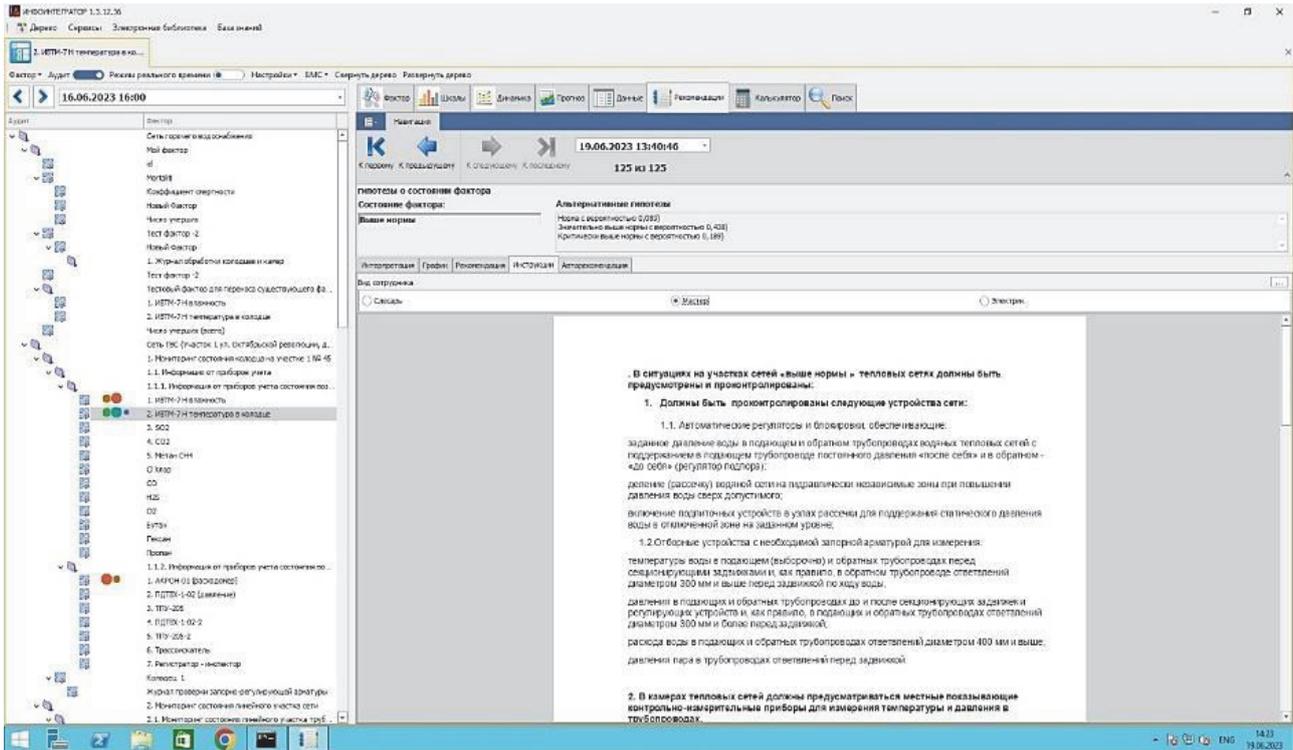


Рис. 4. Генерация управленческих рекомендаций и инструкций эксплуатации сети ГВС

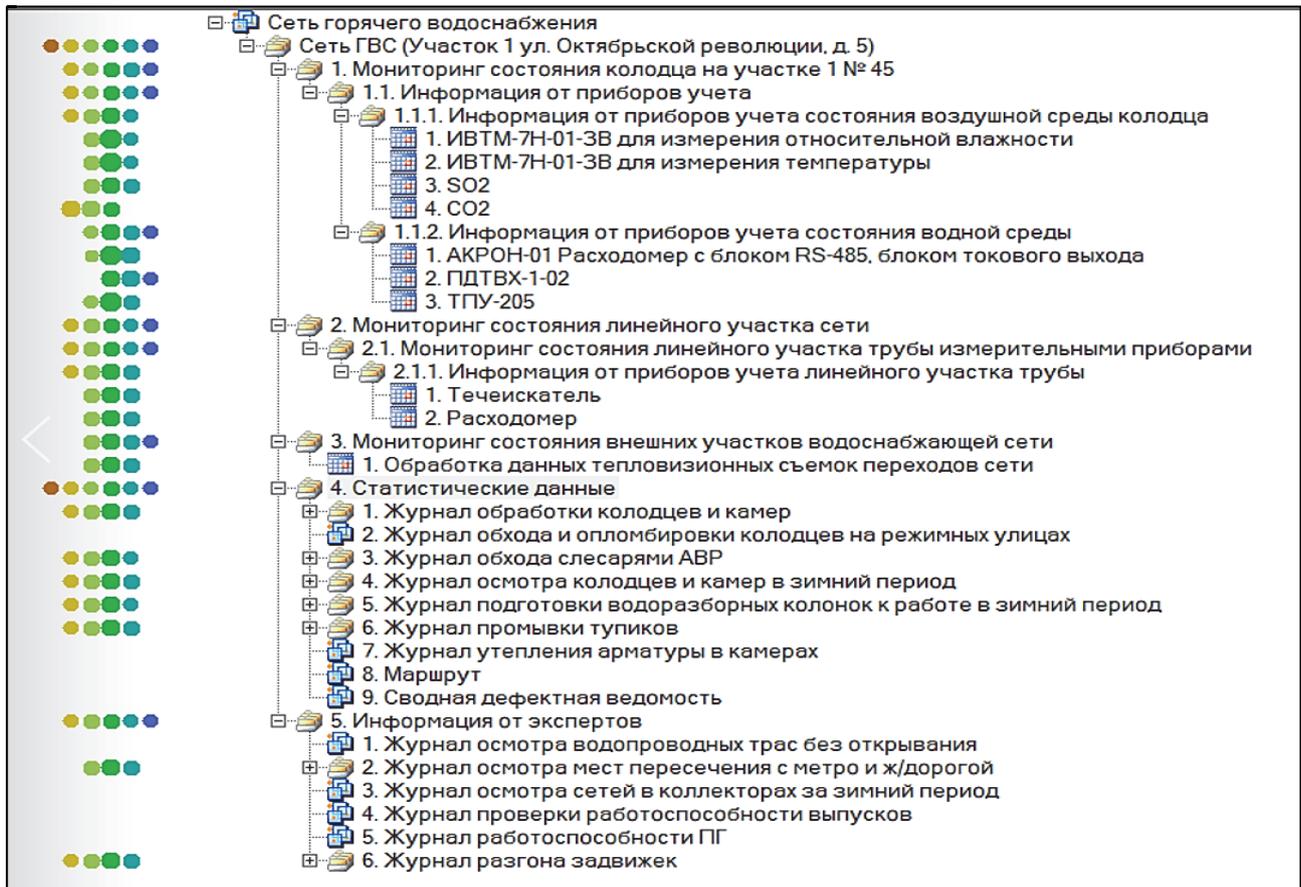


Рис. 5. Оценка общего состояния участка ГВС с когнитивной графикой, отражающей состояние, степень риска (желтые и красные точки) и потенциалов (зеленые и синие точки) показателей состояния сети ГВС

Основные эксплуатационные характеристики ГВС имеют лингвистическую форму. Они представляют собой в информационном аспекте сложные системы, включающие многочисленные показатели, в основном также представленные нечисловой информацией. К таким характеристикам относятся эксплуатационная надежность, прочность трубопроводных конструкций, безаварийность, ремонтпригодность, прослеживаемость функционирования, устойчивость к коррозии. С информационных позиций эти характеристики не являются измеримыми напрямую и являются сложными системами, включающими совокупность измеримых показателей, которые входят в модель ГВС на основе БИТ. Для измерения таких показателей и их интеграции с числовой информацией используются специальные виды интеллектуальных измерений, названные лингвистическими измерениями, методология и технологии которых представлены в следующем разделе данной статьи.

4. Основные понятия методологии лингвистических измерений как одного из основных видов измерений в системах измерительного искусственного интеллекта в условиях неопределенности и неструктурированной информации

ЛИ базируются на трех основных подходах: системном подходе; теории лингвистических переменных; измерительном подходе на основе методологии мягких измерений.

Атрибуты лингвистических измерений.

Измерительные процессы, связанные с обработкой неколичественной информации назовем *лингвистическими измерениями (ЛИ)*.

Технологии ЛИ реализуются на основе создания *шквал лингвистических измерений*. Такие шкалы позволяют регуляризовать (структурировать) неструктурированную информацию, тем самым делая ее пригодной для последующей вычислительной обработки. В байесовских лингвистических измерениях (БЛИ) используются лингвистические шкалы с динамическими ограничениями (ЛШДО), основанные на теории лингвистических переменных, разработанной профессором Лотфи Заде, и регуляризирующем байесовском подходе.

Исходной информацией может служить информация анкетных данных, оценок экспертов, интервью, СМИ, литературных источников, социальных сетей, телефонных разговоров и других источников неколичественной информации

Уравнение байесовских лингвистических измерений и методологические аспекты приведены в [39].

Используя методологию РБП, и обозначения уравнения (1), можно синтезировать алгоритм принятия решений БИИ на лингвистической шкале в соответствии *уравнением лингвистических измерений*:

$$\{h_i^{(\lambda)} | \lambda^{(o)}\} = \{\operatorname{argmin} r_{\lambda_i} [h_i^{(\lambda)}; \lambda^{(o)} | (h_s; x_i; Y_i; Y_i^{(\lambda)})]\}, \quad (5)$$

где $h_i^{(\lambda)}$ – лингвистическое решение, выраженное в виде терма-репера лингвистической шкалы;

$\lambda^{(o)}$ – комплекс метрологических характеристик лингвистического решения, включающий показатели точности, надежности, достоверности, риска решения.

4.1. Лингвистические измерения показателей ценностного мира молодежного сообщества субъектов РФ.

Пример лингвистических измерений в социально-экономических задачах могут служить измерения показателей ценностного мира молодежного сообщества субъектов РФ.

Концептуальная модель ценностного мира молодежного сообщества (МС) в субъектах РФ имеет вид:

$$G^{(01)} = G^{(011)} * G^{(012)} * G^{(013)} * G^{(014)} * G^{(015)} \quad (6)$$

Информационную концептуальную модель ценностей МС $G^{(01)}$ можно записать в виде совокупности следующих факторов: $G^{(011)}$ – система молодежных сообществ регионов РФ, $G^{(012)}$ – совокупность свойств МС, $G^{(013)}$ – совокупность ценностей МС; $G^{(014)}$ – совокупность групп МС; $G^{(015)}$ – система региональной специфики.

В работе [50] приведена подробная детализация модели лингвистических измерений показателей ценностного мира молодежного сообщества для различных субъектов РФ, содержащая 196 различных показателей для каждого субъекта РФ.

Концептуальная модель МС и оценка факторов ценностей МС реализована на основе БИТ и платформы "Инфоаналитик" в виде системы мониторинга и поддержки принятия решений.

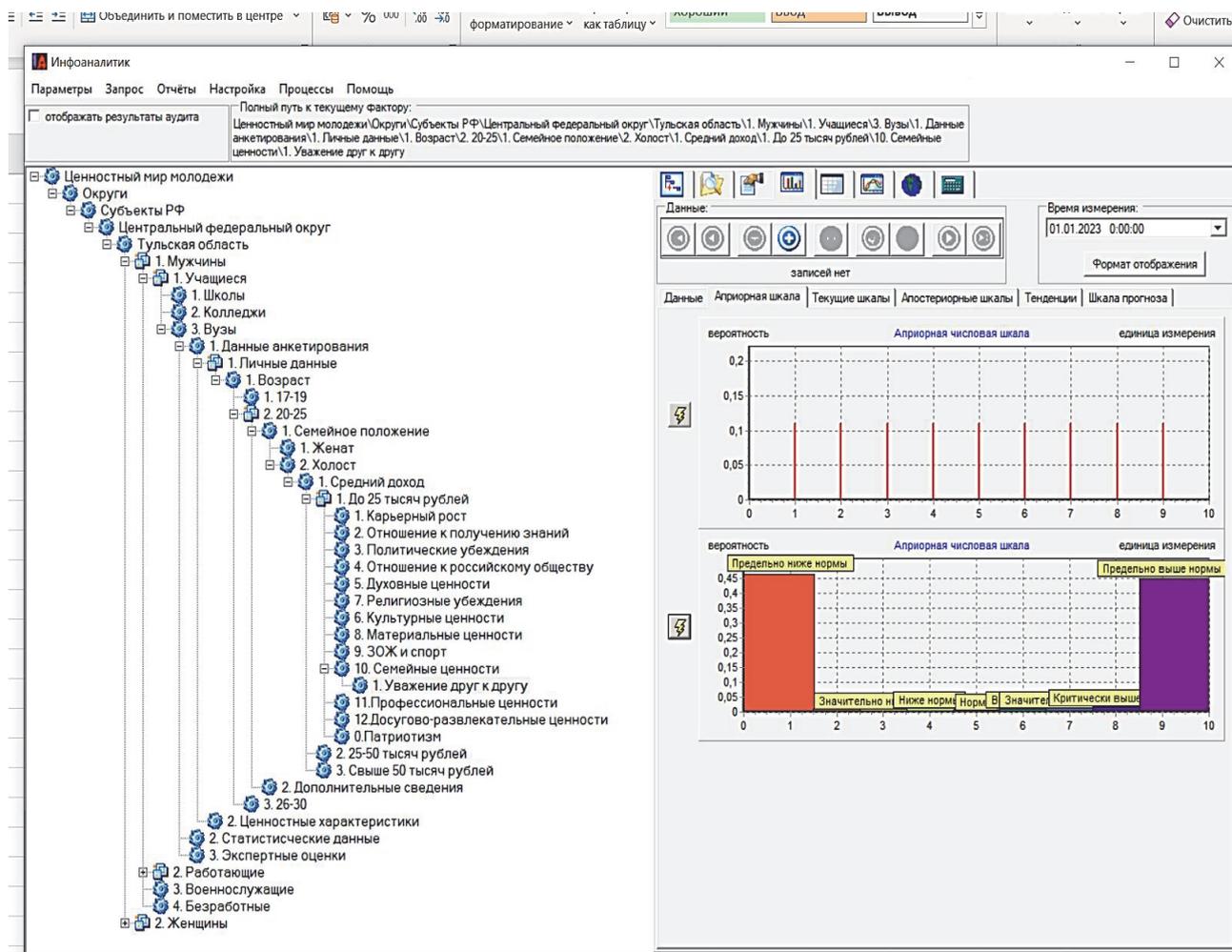


Рис. 6. Измерение показателей ценностного мира молодежного сообщества по анкетной информации

Модель лингвистических измерений ценностного мира молодежи, соответствующая факторам "Семейные ценности", "Профессиональные ценности", "Досугово-развлекательные ценности" (Тульская область) показана на рисунке 8 в виде дерева факторов концептуальной модели БИТ.

Вид вероятностной байесовской свертки в процессе лингвистических измерений.

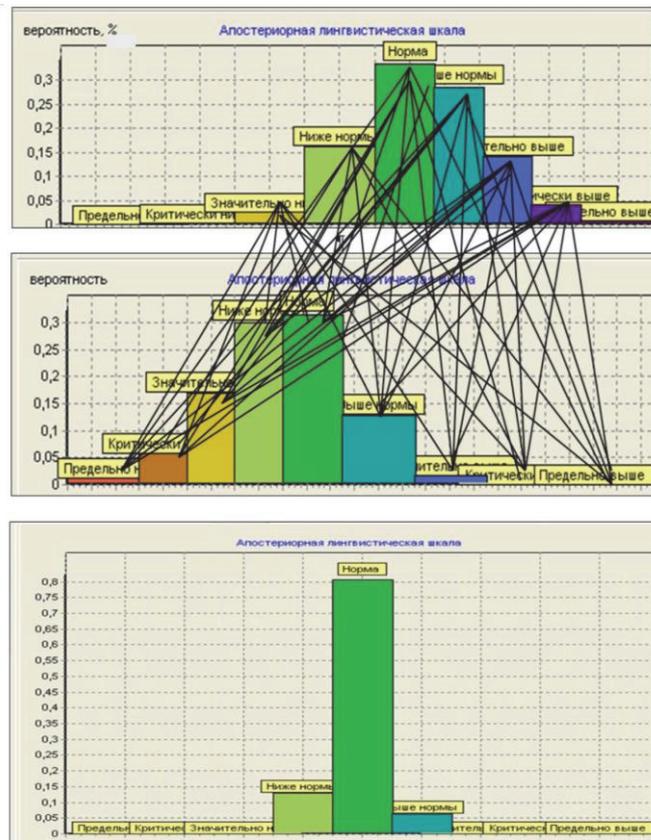


Рис. 7. Реализация лингвистических измерений интегрального показателя



Рис. 8. Модель лингвистических измерений ценностного мира молодежи (Тульская область)

Измерительные решения о состоянии факторов, характеризующих ценностный мир молодежи в рамках построенной модели, показывает как схожесть, так и различие в ценностных ориентациях молодежи как в РФ в целом, так и по рассмотренным субъектам Российской Федерации в рамках построенной модели на базе проведенного анкетирования. Более детальное исследование на базе методологии и средств лингвистических измерений БИТ позволит выявить особенности для конкретных субъектов с учетом их региональной специфики.

4.2 Измерительный искусственный интеллект в задачах измерения показателей устойчивости и эффективности малого бизнеса

Еще одним примером применения интеллектуальных измерений является пример оценки эффективности и управления предприятиями малого бизнеса, для которого практически равноценными потоками информации являются финансовые потоки, представленные в числовой форме, и неструктурированная информация субъективного характера о состоянии персонала, клиентской базы предприятия, а также факторах внешней среды.

Для этого направления приведем концепцию интеллектуальных измерений для задачи управления фитнес-центрами.

Концептуальная модель фитнес-центра $G^{(OE)}$ как сложной системы может быть представлена в виде иерархии факторов, отражающих свойства фитнес-центра $G^{(O)}$ и внешней, взаимодействующей с ним среды $G^{(E)}$, в которой он функционирует. Внешней средой является окружающая среда $G^{(E)}$, состоящая из инфраструктурных и регионально-специфических условий функционирования центра. Модель самого центра состоит из моделей технологической среды и режимов эксплуатации центра $G^{(T)}$, среды обслуживающего персонала, включая все уровни обслуживания и управления ГВС $G^{(P)}$ клиентской среды $G^{(C)}$, учитывающей все специфические свойства клиентской базы центра.

С учетом введенных обозначений концептуальная модель для интеллектуальных измерений состояния центра $G^{(OE)}$, как сложной системы, можно представить в следующем виде:

$$G^{(OE)} = G^{(O)} * (G^{(T)} * G^{(P)} * G^{(C)}) * G^{(E)}, \quad (7)$$

где символом $*$ представлена вероятностная байесовская свертка факторов в соответствии с формулами (1)–(5).

В свою очередь, каждая из составляющих формулы (1) представляет собой сложную систему, характеризующую совокупностью факторов, отражающих различные свойства данной системы, являющейся подсистемой системы $G^{(OE)}$.

Так, модель технологического оснащения центра может быть представлена совокупностью следующих факторов:

1. $G^{(T1)}$ – совокупность оборудования центра.
2. $G^{(T2)}$ – совокупность отдельных тренинговых зон на территории центра.
3. $G^{(T3)}$ – совокупность тренинговых программ.
4. $G^{(T4)}$ – совокупность дополнительных зон центра, обеспечивающих дополнительные услуги.
5. $G^{(T5)}$ – совокупность программ обучения и тренинга персонала центра.

На основании сформированного выше списка подсистем можно сформировать модель оснащения центра в виде:

$$G^{(O)} = G^{(O1)} * G^{(O2)} * G^{(O3)} * G^{(O4)} * G^{(O5)}. \quad (8)$$

Таким же образом формируются модели для каждого компонента формулы (8).

Если модель составляется для сети фитнес-центров, то она обобщается на основании уравнения (7) в виде совокупности моделей каждого центра, которые будут являться моделями подсистем системы сети центров.

Тогда информационную концептуальную модель такой надсистемы фитнес-центров $G^{(ON)}$ можно записать в виде совокупности моделей:

$$G^{(ON)} = \sum_{i=1}^I G^{(OE)}_i, \tag{9}$$

где I – число фитнес-центров, входящих в сетевую структуру.

Очевидно, что формулы (7)–(9) могут быть использованы для любых сетевых структур.

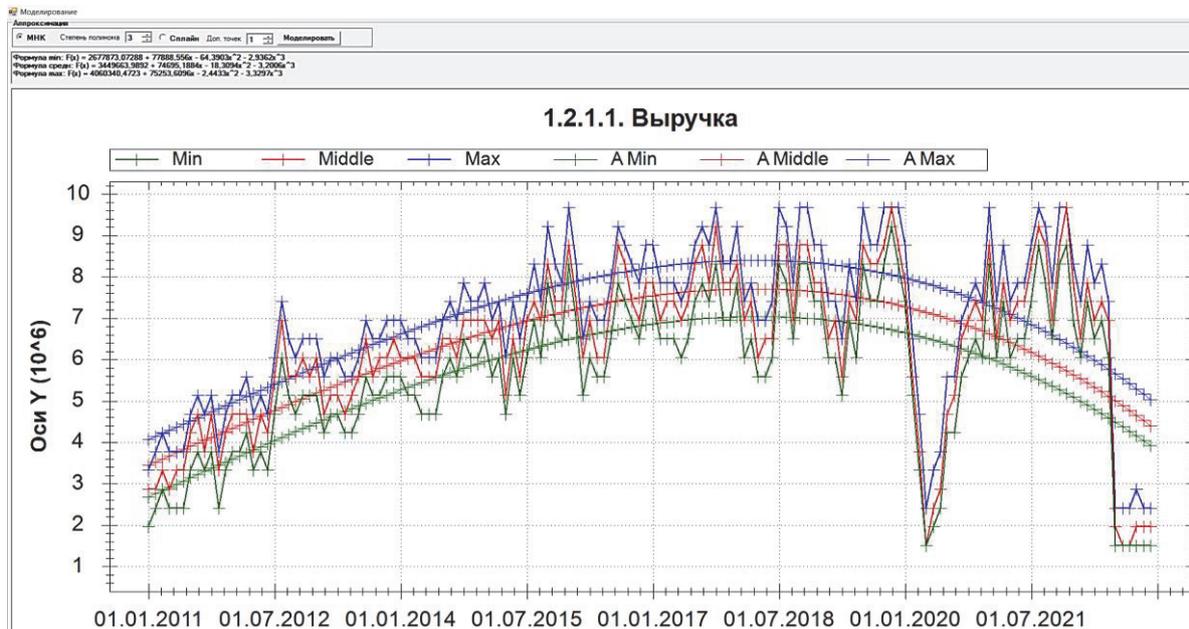
На рисунках 10 и 11 отражены режимы работы созданного рабочего макета прикладной системы мониторинга и принятия управленческих решений для одного из сетевых фитнес-центров г. Санкт-Петербурга. Модель интеллектуальных измерений состояния и показателей фитнес-центра, реализована в среде "Инфоаналитик".



Рис. 9. Модель фитнес-центра, реализованная в среде "Инфоаналитик"

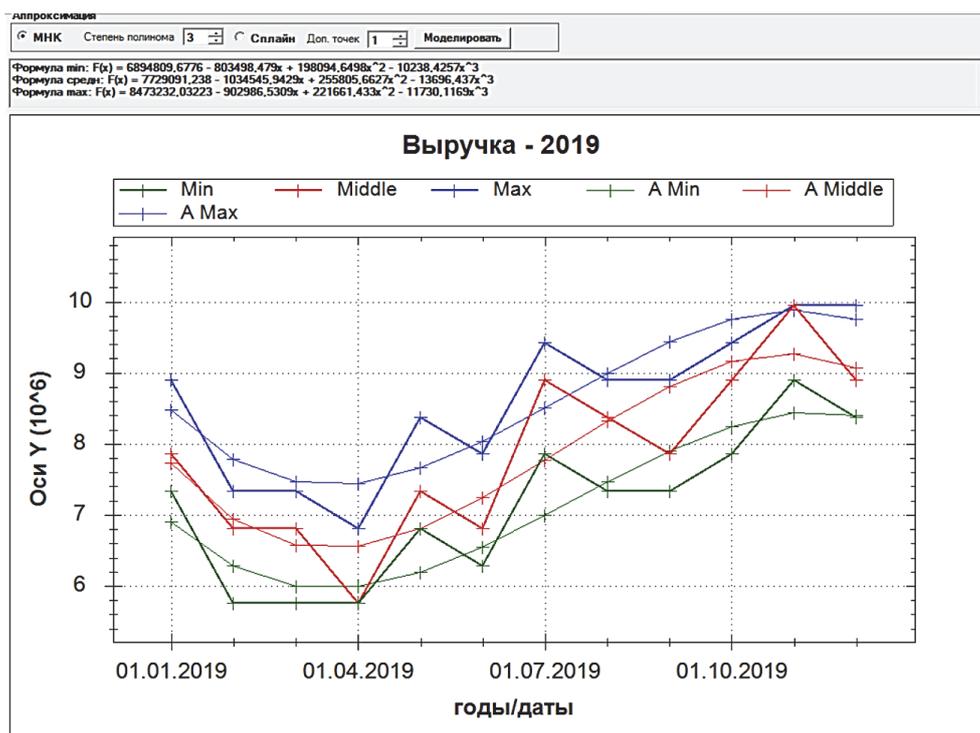
Модель интегрирует информацию о производственной деятельности, персонале организации (руководству, тренерам, менеджерам, администраторам и клиентуре).

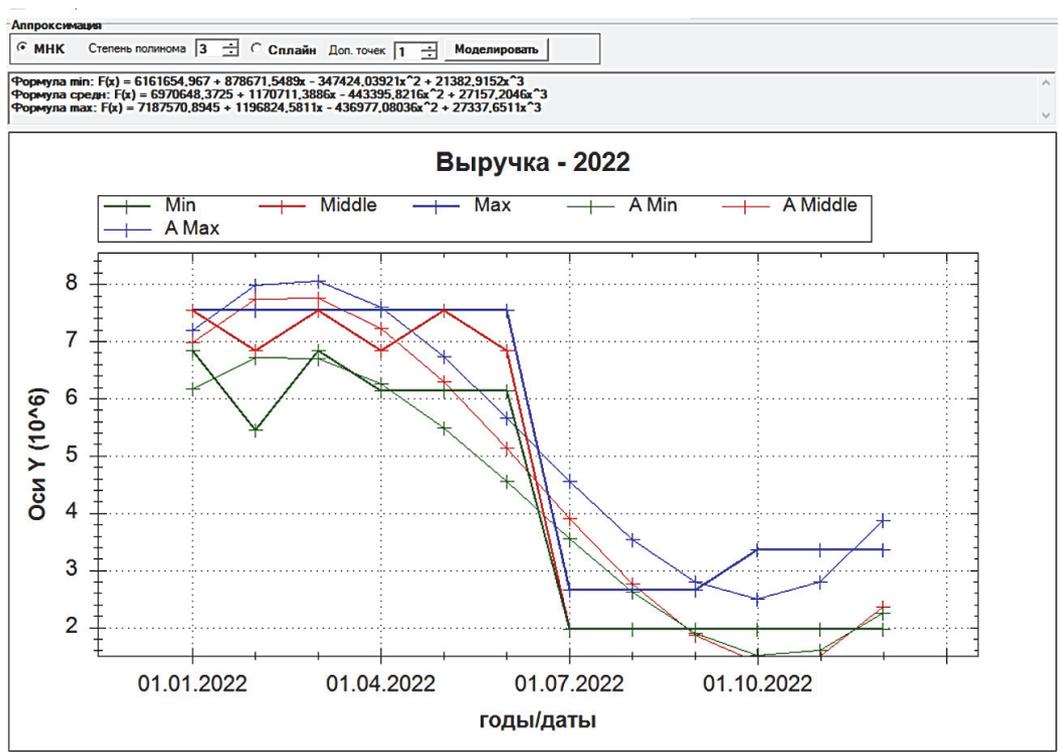
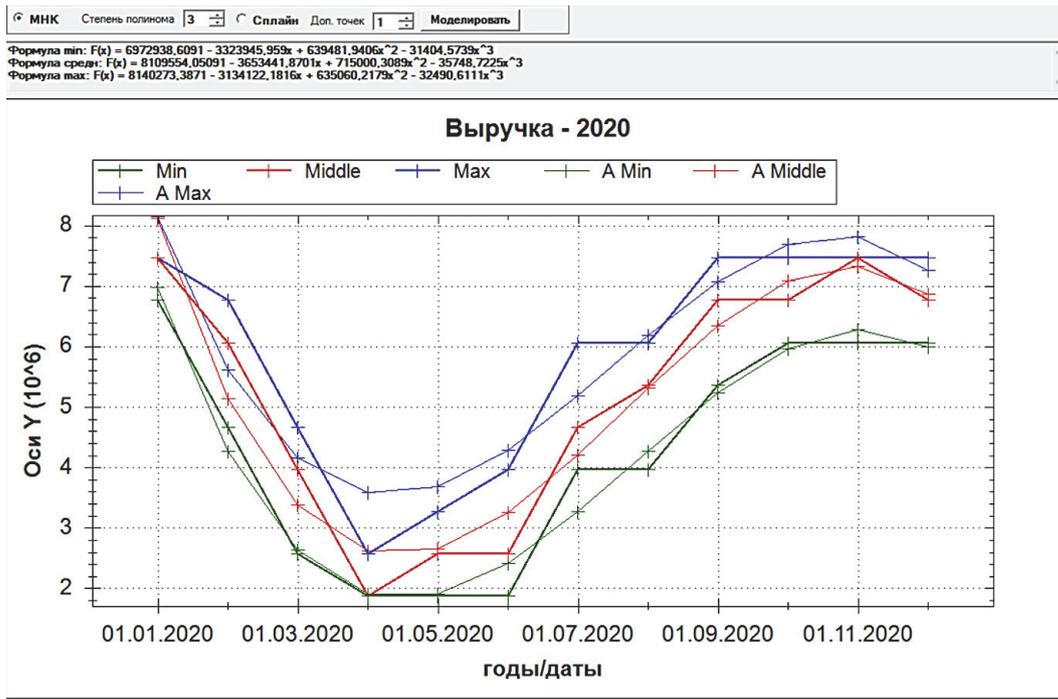
На основе байесовских интеллектуальных измерений и технологий обработки информации на базе РБП средствами СППУР были получены аналитические и графические решения о состоянии основных функциональных показателей деятельности центра. Далее они демонстрируются в виде формул нечетких авторегрессионных зависимостей, отражающих динамику показателей и графиков трендов и тенденций показателей.



На фоне роста выручки до 2019 года, наблюдается ее снижение в последующие годы с резким спадом в марте 2020 года и начале 2023 года.

При этом наблюдается сезонность, что продемонстрировано последующими решениями.



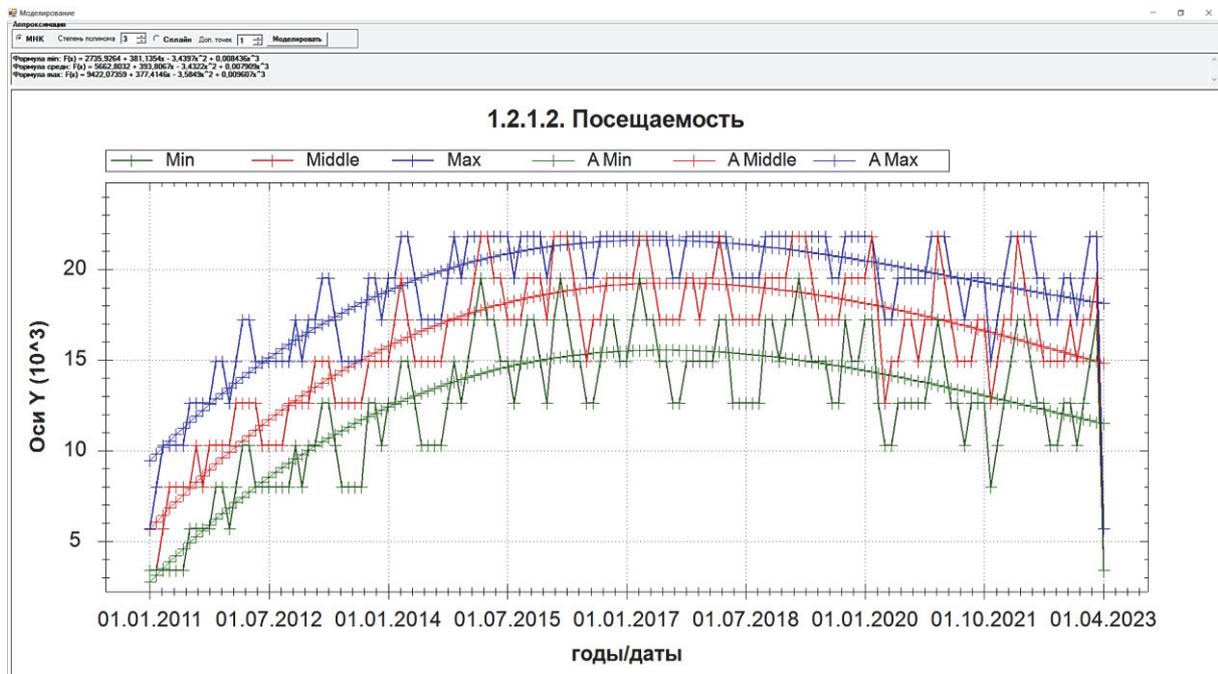


В 2017–2021 гг. сохраняется сезонность со спадом к летнему периоду и возрастанием к концу года, однако 2022 выбивается из этой тенденции в связи со сложившейся геополитической ситуацией, вызвавшей существенный отток клиентов центра.

При резком росте посещаемости до 2017 года произошла стабилизация количества посещений, с дальнейшим снижением, что повторяет тенденцию по выручки с сохранением сезонности в каждом из годовых периодов, что продемонстрировано на следующих рисунках.

Спад посещаемости начинается примерно с марта до июля месяца с последующим ростом с сентября и спадом в декабре. Это объясняется длительными каникулярными

периодами, приходящимися на конец апреля и начало мая, а также на конец декабря и в первую половину января. Эффективным управленческим решением, снижающим риски уменьшения доходности центра было бы формирование специальных пакетов предложений и акция для групп населений, которые не выезжают в это время за пределы постоянного места жительства. Например, учащихся, студентов, пенсионеров.



Вопросы управления персоналом предприятия фитнес-центра и их связь с производственными характеристиками являются очень важными.. Персонал прелприятий малого бизнеса требует особого внимания, так как от его квалификации и мотивации на решение производственных задач (причем от каждого сотрудника по причине их малого количества) зависит значительная часть доходности предприятия.

В работе поставлена задача интеграции данных числового типа производственного характера с неструктурированной информацией о сотрудниках центра.

Для структурирования такой информации используются технологии байесовских интеллектуальных измерений [49, 54].

Как отмечается в литературе по этому вопросу, особенностью измерения мотивации трудовой деятельности является то, что этот динамический процесс практически не поддается прямым измерениям и точным расчетам. Влияние мотивации на результативность труда, неопровержимо, но, пути этого влияния в значительной степени скрыты за огромным количеством причинно-следственных связей и внешними проявлениями и поступками людей. Подобная ситуация приводит к неоднозначности процесса управления трудовой мотивацией и является одной из основных причин ошибочных действий со стороны субъекта управления.

Для объективизации оценок ситуаций и повышения управленческой деятельности были привлечены технологии интеллектуальных измерений, реализованные в блоке управления персоналом указанной системы управления малым бизнесом.

Основными методологическими вопросами являются следующие: измерение глубинной мотивации личности и измерение ситуативных положений на каждый момент исследования. Для исследования изменения можно использовать комплексный подход, включающий, как субъективную оценку респондента, так и объективные показатели его работы.

Измерение глубинной мотивации личности

Данный подход, называемый репертуарным матричным тестированием, или, по современной терминологии, техникой репертуарных решеток (TRP) ("repertiry grid" Дж. Келли), будучи рассмотрен как совокупность методических приемов, представляет собой реализацию индивидуально ориентированного подхода к субъективному шкалированию.

В данной работе такое шкалирование производится путем использования шкал с динамическими ограничениями.

Концептуальная модель сотрудника, которая в работе определена как цифровой двойник сотрудника. $G^{(C)}$ на основе БП может быть выражена следующей формулой:

$$G^{(C)} = G^{(C1)} * G^{(C2)}$$

и представлена совокупностью следующих факторов:

1. $G^{(C1)}$ – цифровой паспорт сотрудника, включающий как персональные данные сотрудника, так и его психотип, который определяется на основании психометрических тестов.

На основании шкалирования показателей психотипа сотрудника определяется степень его соответствия занимаемой сотрудником должности.

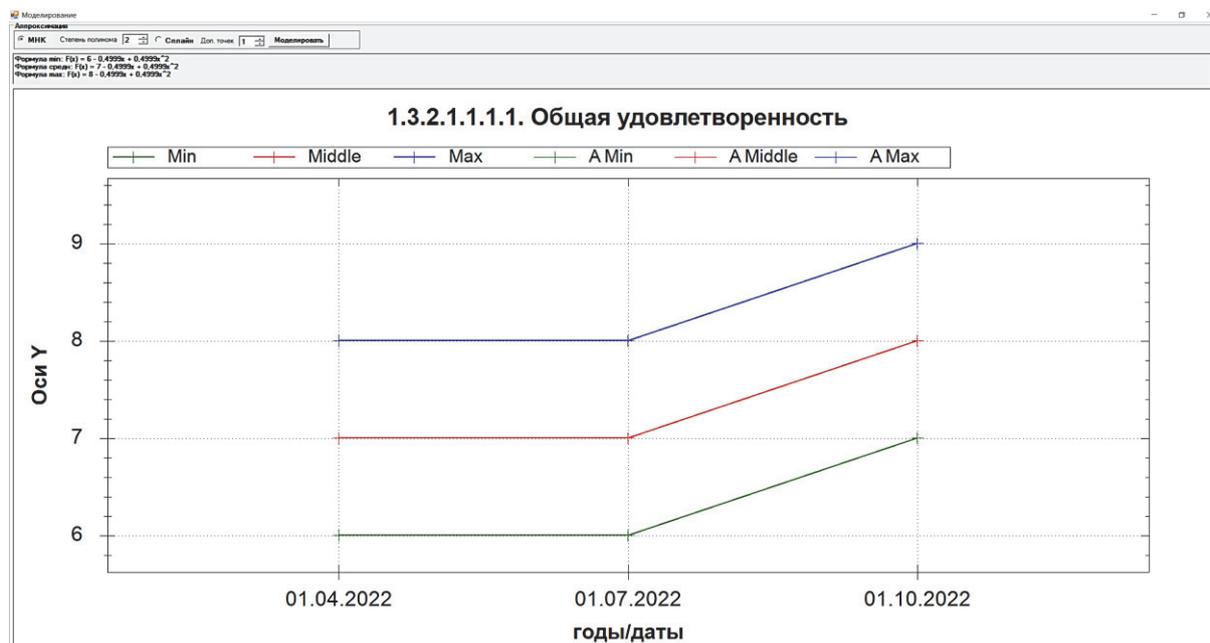
2. $G^{(C2)}$ – цифровой образ сотрудника, который в свою очередь, может быть представлен в виде:

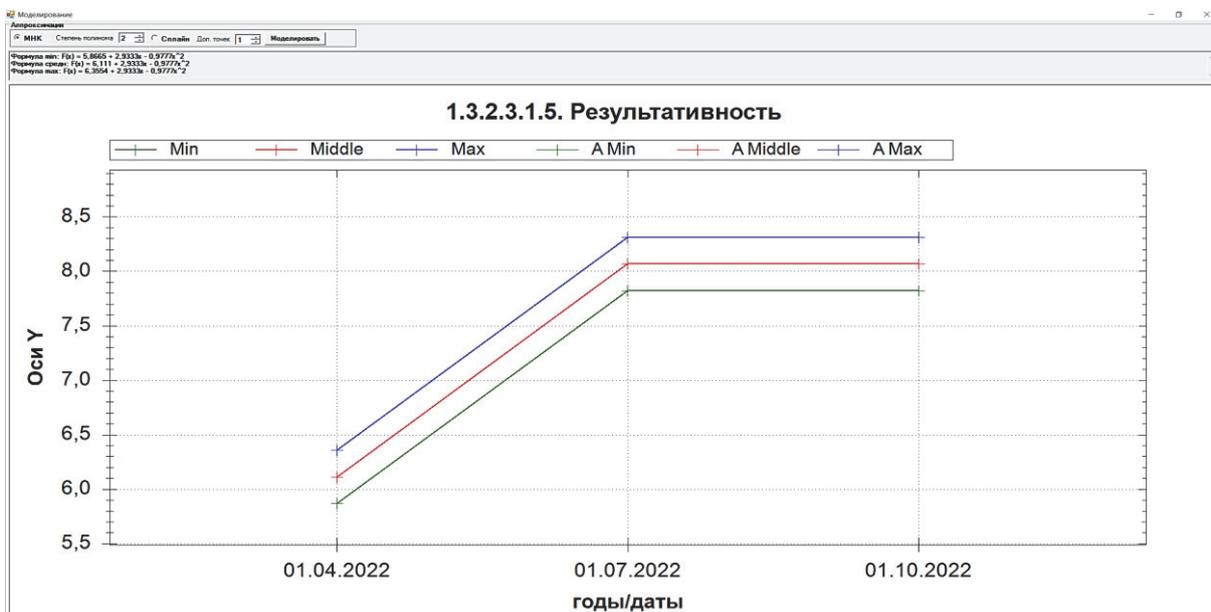
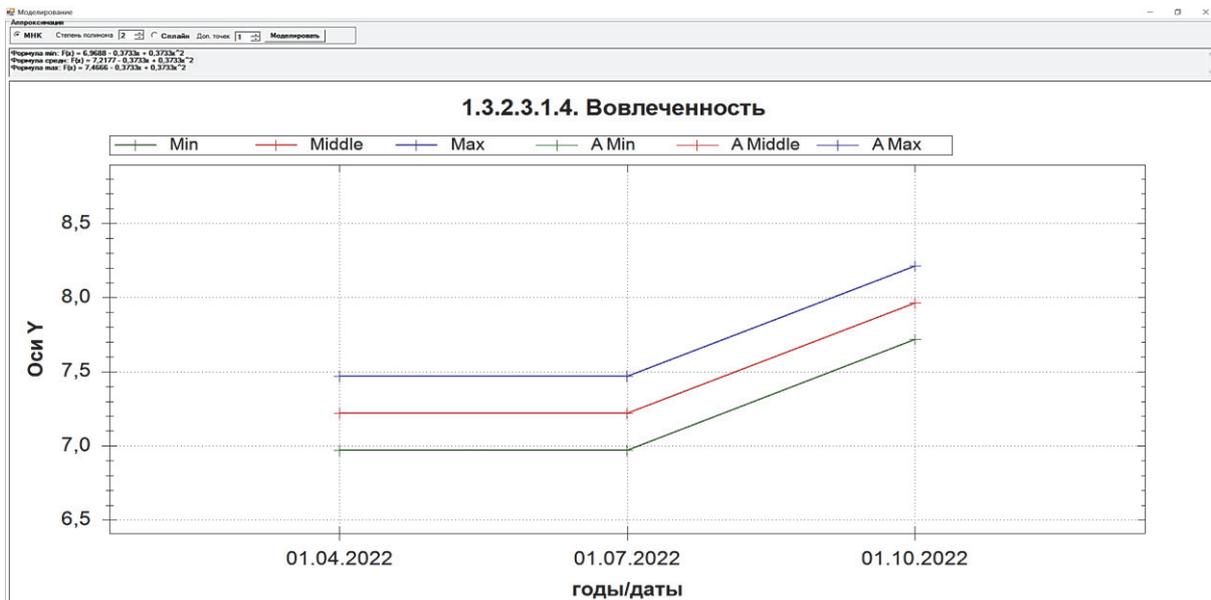
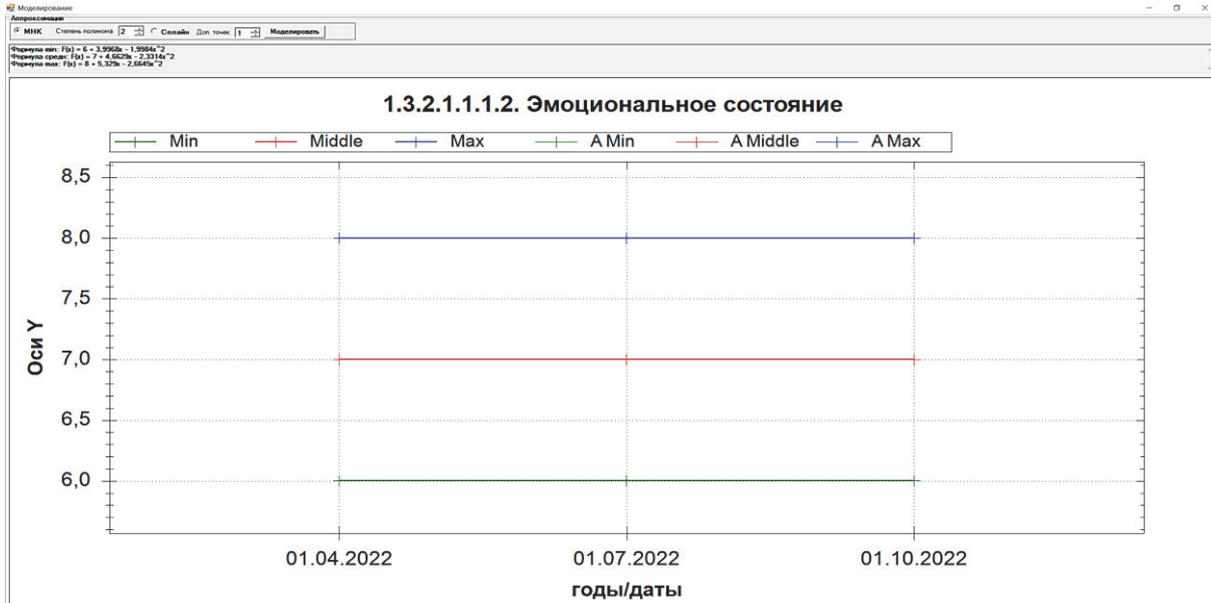
$$G^{(C2)} = G^{(C21)} * G^{(C22)} * G^{(C23)} * G^{(C24)} * G^{(C25)}, \quad (10)$$

где. $G^{(C21)}$ – удовлетворенность работой; $G^{(C22)}$ – эмоциональное состояние; $G^{(C23)}$ – межличностные отношения, $G^{(C24)}$ – вовлеченность в производственный процесс, $G^{(C25)}$ – личные достижения сотрудника.

В качестве примера подобных измерений можно привести пример измерения показателей одного из руководителей фитнес-центра, полученные в процессе функционирования системы.

Зам. коммерческого директора по развитию.





5. Метрологическое обоснование интеллектуальных измерений – метрология знаний

Метрологическое обоснование каждого этапа получения измерительных решений и качества решения в целом является обязательной составляющей частью процесса интеллектуальных измерений.

Причем, это относится не только к решениям, получаемым на основании числовой информации, но и к информации в нечисловой форме, в том числе и к неструктурированной. Именно наличие метрологического обоснования процесса обработки знаний позволяет отнести его к измерительным процессам.

Методология метрологического обоснования знаний приведена в работах [7, 32].

При определенных условиях элементы носителя шкалы могут быть представлены как центры условных точных выборочных распределений $f(\tilde{h}_s | h_s)$ статистик \tilde{h}_s .

С позиций теории измерений и метрологии общая погрешность решения может определяться мерой отличия оценки определяемой величины от ее истинного значения. Тогда общая погрешность результата БИИ может быть определена в виде:

$$\Delta h_s = \rho(h_s - \tilde{h}_s)$$

Являясь, как и сама оценка, случайной величиной или процессом, погрешность Δh_s полностью определяется законом распределения вероятностей значений погрешности $f(\Delta h_s)$, который, в свою очередь, зависит от точного условного выборочного распределения оценки. Плотность вероятности погрешности решения на основе РБП может быть записана в виде:

$$f(\Delta h_{s,l}) = f(\Delta h_{s,l} | \varphi_{j,l} | x_l) * f(\Delta x_l | x_l) | Y_l, \quad (11)$$

где $f(\Delta h_{s,l} | \varphi_{j,l} | x_l)$, $f(\Delta x_l | x_l)$ – трансформированная (привнесенная в процессе обработки при трансформации согласно преобразованию $\varphi_{j,l}$ погрешности исходной информации) и собственная погрешности исходной информации.

Полная погрешность решений Δh_s может быть представлена суммой пяти составляющих : погрешности неадекватности модели объекту $\Delta h_s^{(на)}$, погрешности, обусловленной статистическими свойствами оценки $\Delta h_s^{(ст)}$; погрешности инструментальной реализации алгоритма средствами $\Delta h_s^{(си)}$, трансформированной погрешности при функциональных преобразованиях. $\Delta h^{(тр)}$, погрешности представления знаний (например, экспертных) $\Delta h^{(з)}$ в виде:

$$\Delta h_s = \Delta h^{(на)} * \Delta h^{(ст)} * \Delta h^{(си)} * \Delta h^{(тр)} * \Delta h^{(з)}. \quad (12)$$

Условная погрешность неадекватности на компакте шкалы конечна и может быть выражена численно при определенных условиях (например, при известных характеристиках модели и ограничениях). Так, для шкалы ШДО условная погрешность неадекватности определяется максимальным расстоянием между элементами носителя шкалы:

$$\Delta h_s^{(на)} | Y_i = \max_{\substack{h_s \in H_K \\ s=1, \bar{K}}} \rho(h_{s+1}; h_s) \leq \rho_{доп.}(\xi_{доп.}). \quad (13)$$

Для ШДО эта погрешность является функцией времени и определяется в виде:

$$\Delta h_{s,l}^{(на)} | Y_{i,l} = \max_{\substack{h_s \in H_{K(l)} \\ S=1, K(l)}} \rho(h_{(s+1),l}; h_{s,l}) \leq \rho_{доп.}(\xi_{доп.,l}). \quad (14)$$

Статистическая погрешность за счет конечности объема данных определяется условным законом распределения статистики РБО, который для ШДО может быть представлен в виде нестационарного закона распределения $f(\tilde{h}_{s,l}^{(и)})$:

$$f(\tilde{h}_{s,l}^{(и)} | Y_l) = f(h_{s,l}^{(ст)} | h_{s,l-1}) \cdot f(h_{s,l-1}^{(ст)} | Y_l^{(ст)}). \quad (15)$$

Закон распределения этой погрешности с учетом (15) может быть записан в виде:

$$f(\Delta h_{s,l}^{(ст)} | Y_l) = f(\Delta h_{s,l}^{(ст)}) | f(\Delta h_{s,l-1}^{(ст)}) \cdot f(\Delta h_{s,l-1}^{(ст)}) | f^{(a)}(h_{s,l}) \cdot f^{(a)}(h_{s,l}) | Y_l^{(ст)}. \quad (16)$$

Погрешность неидеальности для статистики РБО представляется в виде композиции законов распределения погрешностей реализации (неидеальности) алгоритма БИИ и представления набора исходных данных:

$$f(\Delta h_{s,l}^{(ни)}) | \varphi_{j,l}; x_l; Y_l = f(\Delta h_{\varphi_{j,l}}^{(ни)}) * f(\Delta h_{x_l}^{(ни)}) | Y_l^{(ни)}. \quad (17)$$

При зависимых составляющих погрешностей (11) + (17) выражение для полной погрешности результата БИИ можно переписать в виде их условного закона распределения:

$$f(\Delta h_{s,l} | h_{s,l}; Y_l) = \left[\left(f(\Delta h_{s,l}^{(ни)}) | f(\Delta h_{s,l}^{(ст)}) | f(\Delta h_{s,l}^{(на)}) \times f(\Delta h_{s,l}^{(ст)}) | f(\Delta h_{s,l}^{(ни)}) \times f(\Delta h_{s,l}^{(на)}) \right) \right] | Y_l. \quad (18)$$

В состав комплекса метрологических характеристик, характеризующих каждое измерительное решения входят следующие показатели:

1. Точности в виде относительной погрешности измерений.
2. Надежности в виде совокупности ошибок 1 и 2 рода.
3. Достоверности в виде оценки вероятности решений.
4. Риска решений.
5. Количества информации, полученной на этапе формирования решения.

Измерительным решениям на основе БИТ присущи:

1. Условность решений ЛИ – достоверность оценивается единственно в рамках принятого поля решений, модели решений и выбранных измеряемых показателей.
2. Прослеживаемость получения решений.
3. Интерпретируемость и объяснимость решений.
4. Доверительность (метрологическое обоснование) решений.

Точность же определения результатов на числовой и лингвистической шкале может быть определена по максимальному расстоянию между элементами, реперами шкалы $h_i^{(\lambda)}, h_{i+1}^{(\lambda)}; \forall (h_i^{(\lambda)}; h_{i+1}^{(\lambda)}) \in H_{K\lambda}$.

При заданных метрологических требованиях, можно записать условие, при котором для данного терм-множества и метрологических $(M_i^{(\lambda)})$ требований возможен синтез лингвистической шкалы [7, 32]:

$$\forall \lambda_i \in \lambda; \exists \rho: \rho(\lambda_i; \lambda_{i+1}) \leq \rho_{доп.}^{(\lambda)} \left[\rho_{доп.}(\xi_{доп.}); M_i^{(\lambda)} \right].$$

Для лингвистических решений справедливы все аналитические зависимости, приведенные в этом разделе выше, что позволяет при интеграции показателей, выраженных в числовой и неколичественной формах, обеспечить непрерывную цепь метрологического сопровождения измерительных решений.

Заключение

Новое направление развития измерительных систем, связанное с их интеллектуализацией, которое в работе определено как измерительный искусственный интеллект, позволяет значительно расширить сферу прикладных измерительных задач применения измерительных методов и технологий, повышения качества получаемых измерительных решений в сложных условиях информационной неопределенности.

В статье приводятся основные принципы организации процессов интеллектуализации измерений на основе регуляризирующего подхода и технологий на его основе.

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

Список литературы

- [1] *Finkelstein L., Hofmann D.* Intelligent Measurement. A view of the state of art and current trends. *Measurement*, 1987, vol. 5, no. 4, pp. 151–153.
- [2] *Hofmann D., Karaya K.* Intelligent measurements for obtaining objective information in science and technology. *X International Congress of IMECO*, 1985, vol. 1, Prague, pp. 19–34.
- [3] *Розенберг В.Я.* Введение в теорию точности измерительных систем. Москва: Сов. радио, 1975, 304 с.
- [4] *Кнорринг В.Г.* Гносеотехника-техника знания // Измерение, контроль, автоматизация. 1992, № 1-2. С. 3–9.
- [5] *Duncan O.D.* Notes on Social Measurement, Historical and Critical, Russell Sage Foundation. New York, 1984.
- [6] *Michell J.* Measurement in Psychology: Critical History of a Methodological Concept, Cambridge University Press. Cambridge, 1999.
- [7] *Прокопчина С.В.* Разработка методов и средств интеллектуализации байесовских измерений в задачах мониторинга сложных объектов. Санкт-Петербург, 1995. 336 с.
- [8] *Прокопчина С.В., Недосекин Д.Д., Чернявский Е.А.* Информационные технологии интеллектуализации измерительных процессов Санкт-Петербург: Энергоатомиздат, 1995. С. 386.
- [9] ГОСТ Р 59277-2020 Системы искусственного интеллекта. Классификация систем искусственного интеллекта.
- [10] ГОСТ Р 8.673-2009 Государственная система обеспечения единства измерений (ГСИ). Датчики интеллектуальные и системы измерительные интеллектуальные. Основные термины и определения.
- [11] ГОСТ Р 8.818—2013 Государственная система обеспечения единства измерений. Средства измерений и системы измерительные виртуальные. Общие положения.
- [12] *Stevens S.S.* On the theory of the scales of measurement. *Science*, 1946, no. 103(2684), pp. 677–680.
- [13] *Thurstone L.L.* A method of scaling psychological and educational tests. *J. Educ. Psychol.*, 1925, no. 16, pp. 433–451.
- [14] *Von Hayek F.A.* The pretence of knowledge, Nobel Prize Lecture, 11.12.1974. <http://www.nobelprize.org/econmicsscience/laureates/1974/hayek-lecture.html>.
- [15] *Guttman L.* A basis for scaling qualitative data. *Am. Sociol. Rev.* 9, 1944, pp. 139–150.
- [16] *Rasch G.* Probabilistic model for Some Intelligence and Attainment Tests, Danish Institute Educational Research. Copenhagen, 1960.

- [17] *Andrich D.* Rasch Models for Measurement, Sage. Newbury Park, 1988.
- [18] *Maul A., Mari L., Wilson M.* Intersubjectivity of measurement. *Measurement*, no. 131, pp. 764–770.
- [19] *Giordani A., Mari L.* A structural model of direct measurement. *Measurement*, no. 145, pp. 535–550.
- [20] *Finkelstein L.* Widely, strongly and weakly defined measurement. *Measurement*, 2003, no. 34, pp. 39–48.
- [21] *Wilson M.* Constructing Measures: An item Response modeling approach, Erlbaum Mahwah. NY, 2005.
- [22] *Holland P.* On sampling theory foundations of item response theory models. *Psychometrika*, 1990, no. 55(4), pp. 557–501.
- [23] JCGM 200:2012, International Vocabulary of Metrology – Basic and General Concepts and Associated terms (VIM), Joint Committee for Guides in Metrology, 2012. <http://www.bipm.org/en/publications/guides/vim.html>.
- [24] *Rossi G.B.* A probabilistic theory of measurement. *Measurement*, 2006, no. 39, pp. 34–50.
- [25] *Rossi G.B.* Measurability. *Measurement*, 2007, no. 40, pp. 545–562.
- [26] *Mary L., Lazarotti V., Manzini R.* Measurement in soft systems: epistemological framework a case study. *Measurement*, 2009, no. 42, pp. 241–253.
- [27] *Giordani A., Mary L.* Property evaluation types. *Measurement*, 2012, no. 45, pp. 437–452.
- [28] *Иванов В.Н., Соболев Б.С., Цветков Е.И.* Интеллектуализация измерений // Измерение, контроль, автоматизация. – Об. научн. – техн. рецензии. 1992. № 1-2. С. 13–20.
- [29] *Прокопчина С.В.* Методы математической статистики и эконометрики в условиях неопределенности, основанные на регуляризирующем байесовском подходе // Мягкие измерения и вычисления. 2018. № 7. С. 30–51.
- [30] *Прокопчина С.В.* Система математической обработки статистической информации "Байесовская математическая статистика" Материалы Международной конференции по программным вычислениям и измерениям. Санкт-Петербург, 2007. С. 35–45.
- [31] *Прокопчина С.В.* Когнитивные измерения на основе байесовских интеллектуальных технологий. Материалы Международной конференции по программным вычислениям и измерениям (SCM-2010). Санкт-Петербург, 2010. С. 28–34.
- [32] *Прокопчина С.В.* Метрологические аспекты интеллектуальных измерений, Деп. в ВИНТИ, "Депонированные рукописи", 1992, IU, 172, № 2032-92 от 23.06.92, с. 90–101.
- [33] *Прокопчина С.В.* Системный подход в условиях неопределенности. От системных измерений к системному синтезу // Мягкие измерения и вычисления. 2018. № 11(12). С. 3–13.
- [34] *Прокопчина С.В., Аверкин А.Н.* Краткое понятие теории мягких измерений. Санкт-Петербург: Гидрометеиздат, 1997. 45 с.
- [35] *Прокопчина С.В.* Мягкие измерения и управление сложными системами на основе регуляризирующего байесовского подхода // Экономика и менеджмент: проблемы, решения. 2015. Т. 5. № 12. С. 16–25.
- [36] *Прокопчина С.В.* Мягкие измерения: методология и применение в научных, технических и социально-экономических задачах цифровой экономики // Мягкие измерения и вычисления. 2018. № 9. С. 4–33.
- [37] *Прокопчина С.В.* Методология и алгоритмическая основа построения шкалы с динамическими ограничениями // Экономика и управление: проблемы, решения. 2018. Т. 2. № 7. С. 109–112.
- [38] *Прокопчина С.В.* Современная теория измерений: классификация типов измерений // Мягкие измерения и вычисления. 2017. № 12. С. 4–15.
- [39] *Прокопчина С.В., Лукьянец А.А.* Методология поддержки принятия решений в управлении энергоснабжающими организациями на основе регуляризирующего

- байесовского подхода (научно-практическое пособие). Томск. Некоммерческий фонд развития региональной энергетики, 2006. 189 с.
- [40] Прокопчина С.В. Байесовские интеллектуальные технологии как методологическая основа обработки больших данных в условиях неопределенности // Экономика и управление: проблемы, решения. 2019. Т. 11. № 3. С. 105–109.
- [41] Прокопчина С.В. "Инфоаналитик" – свидетельство Федеральной службы по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2004611741 от 12.08.2004.
- [42] Прокопчина С.В. Глобальные измерения: методология, технология, приложения // Мягкие измерения и вычисления. 2020. Т. 26. № 1. С. 5–17.
- [43] Прокопчина С.В., Щербаков Г.А., Ефимов Ю.В. Моделирование экономических систем в условиях неопределенности: учебное пособие-практикум / коллектив авторов; под ред. Г.А. Щербакова. М.: Изд-во "НАУЧНАЯ БИБЛИОТЕКА", 2018. 478 с.
- [44] Прокопчина С.В. Новый тип нейронных сетей: байесовские измерительные нейронные сети (BIN), основанные на методологии регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2020. Т. 35. № 10. С. 17–24.
- [45] Прокопчина С.В. Концепция байесовской интеллектуализации измерений в задачах мониторинга сложных объектов // Новости искусственного интеллекта. 1997. № 3. С. 7–56.
- [46] Прокопчина С.В. О подходе к измерению социально-гуманитарного потенциала с использованием байесовских интеллектуальных технологий // Государственный аудит. Право. Экономика. 2013. № 3. С. 73–82.
- [47] Прокопчина С.В. Моделирование и управление цифровизацией региональной экономики. М.: Изд-во "НАУЧНАЯ БИБЛИОТЕКА", 2021. 278 с.
- [48] Прокопчина С.В. Основы теории шкалирования в экономике. М.: Изд-во "НАУЧНАЯ БИБЛИОТЕКА", 2021. 297 с.
- [49] Прокопчина С.В. Лингвистические измерения на основе регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2023. № 5. С. 7–15.
- [50] Жуков Р.А., Прокопчина С.В. Мягкие измерения и вычисления. 2023. № 9. С. 17–27.
- [51] Прокопчина С.В. Интеллектуальные измерения на основе регуляризирующего байесовского подхода. М.: Изд-во "НАУЧНАЯ БИБЛИОТЕКА", 2021. 523 с.
- [52] 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.
- [53] 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.
- [54] Прокопчина С.В. Измерение "неизмеримых" показателей на основе регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2022. № 6. С. 7–15.
- [55] Прокопчина С.В. Методология создания "доверительного" искусственного интеллекта в системах на основе регуляризирующего байесовского подхода // Мягкие измерения и вычисления. 2023. № 8. С. 17–28.

References

- [1] Finkelstein L., Hofmann D. Intelligent Measurement. A view of the state of art and current trends. *Measurement*, 1987, vol. 5, no. 4, pp. 151–153.
- [2] Hofmann D., Karaya K. Intelligent measurements for obtaining objective information in science and technology. *X International Congress of IMECO*, 1985, vol. 1, Prague, pp. 19–34.
- [3] Rosenberg V.Ya. Introduction to the theory of accuracy of measuring systems. Moscow: Sov. radio, 1975. 304 p.

- [4] *Knorrning V.G.* Gnoseotekhnika-tekhnika znaniya. *Izmereniya, kontrol, avtomatizatsiya*, 1992, no. 1-2, pp. 3–9.
- [5] *Duncan O.D.* Notes on Social Measurement, Historical and Critical, Russell Sage Foundation. New York, 1984.
- [6] *Michell J.* Measurement in Psychology: Critical History of a Methodological Concept, Cambridge University Press. Cambridge, 1999.
- [7] *Prokopchina S.V.* Development of methods and tools for Bayesian measurement intellectualization in complex object monitoring tasks. St. Petersburg, 1995. 336 p.
- [8] *Prokopchina S.V., Nedosekin D.D., Chernyavsky E.A.* Information technologies of intellectualization of measuring processes. St. Petersburg: Energoatomizdat, 1995. P. 386.
- [9] GOST R 59277-2020 Artificial intelligence systems. Classification of artificial intelligence systems.
- [10] GOST R 8.673-2009 State system for ensuring the uniformity of measurements (GSI). Intelligent sensors and intelligent measuring systems. Basic terms and definitions.
- [11] GOST R 8.818—2013 State system for ensuring the uniformity of measurements. Measuring instruments and measuring systems are virtual. General provisions.
- [12] *Stevens S.S.* On the theory of the scales of measurement. *Science*, 1946, no. 103(2684), pp. 677–680.
- [13] *Thurstone L.L.* A method of scaling psychological and educational tests. *J. Educ. Psychol.*, 1925, no. 16, pp. 433–451.
- [14] *Von Hayek F.A.* The pretence of knowledge, Nobel Prize Lecture, 11.12.1974. <http://www.nobelprize.org/econmicsscience/laureates/1974/hayek-lecture.html>.
- [15] *Guttman L.* A basis for scaling qualitative data. *Am. Sociol. Rev.* 9, 1944, pp. 139–150.
- [16] *Rasch G.* Probabilistic model for Some Intelligence and Attainment Tests, Danish Institute Educational Research. Copenhagen, 1960.
- [17] *Andrich D.* Rasch Models for Measurement, Sage. Newbury Park, 1988.
- [18] *Maul A., Mari L., Wilson M.* Intersubjectivity of measurement. *Measurement*, no. 131, pp. 764–770.
- [19] *Giordani A., Mari L.* A structural model of direct measurement. *Measurement*, no. 145, pp. 535–550.
- [20] *Finkelstein L.* Widely, strongly and weakly defined measurement. *Measurement*, 2003, no. 34, pp. 39–48.
- [21] *Wilson M.* Constructing Measures: An item Response modeling approach, Erlbaum Mahwah. NY, 2005.
- [22] *Holland P.* On sampling theory foundations of item response theory models. *Psychometrika*, 1990, no. 55(4), pp. 557–501.
- [23] JCGM 200:2012, International Vocabulary of Metrology – Basic and General Concepts and Associated terms (VIM), Joint Committee for Guides in Metrology, 2012. <http://www.bipm.org/en/publications/guides/vim.html>.
- [24] *Rossi G.B.* A probabilistic theory of measurement. *Measurement*, 2006, no. 39, pp. 34–50.
- [25] *Rossi G.B.* Measurability. *Measurement*, 2007, no. 40, pp. 545–562.
- [26] *Mary L., Lazarotti V., Manzini R.* Measurement in soft systems: epistemological framework a case study. *Measurement*, 2009, no. 42, pp. 241–253.
- [27] *Giordani A., Mary L.* Property evaluation types. *Measurement*, 2012, no. 45, pp. 437–452.
- [28] *Ivanov V.N., Sobolev B.C., Tsvetkov E.I.* Intellectualization of measurements. *Measurement, control, automation. – Ob. nauchn. – tehn. reviews*, 1992, no 1-2, pp. 13–20.
- [29] *Prokopchina S.V.* Methods of mathematical statistics and econometrics under uncertainty based on the regularizing Bayesian approach. *Soft measurements and calculations*, 2018, no. 7, pp. 30–51.

- [30] Prokopchina S.V. System of mathematical processing of statistical information "Bayesian Mathematical Statistics" Proceedings of the International Conference on Soft Computing and Measurement. St. Petersburg, 2007. Pp. 35–45.
- [31] Prokopchina S.V. Cognitive measurements based on Bayesian intelligent technologies. Proceedings of the International Conference on Soft Computing and Measurement (SCM-2010). St. Petersburg, 2010. Pp. 28–34.
- [32] Prokopchina S.V. Metrological aspects of intelligent measurements Dep. v VINITI, "Deposited manuscripts", 1992, IU, 172, No. 2032-92 of 23.06.92, pp. 90–101.
- [33] Prokopchina S.V. System approach in the conditions of uncertainty. From system measurements to system synthesis. *Soft measurements and computing*, 2018, no. 11(12), pp. 3–13.
- [34] Prokopchina S.V., Averkin A.N. Brief concept of the theory of soft measurements. St. Petersburg: Hydrometeoizdat, 1997. 45 p.
- [35] Prokopchina S.V. Soft measurements and management of complex systems based on the regularizing Bayesian approach. *Economics and Management: problems, solutions*, 2015, vol. 5, no. 12, pp. 16–25.
- [36] Prokopchina S.V. Soft measurements: methodology and application in scientific, technical and socio-economic problems of the digital economy. *Soft measurements and calculations*, 2018, no. 9, pp. 4–33.
- [37] Prokopchina S.V. Methodology and algorithmic basis for constructing a scale with dynamic constraints. *Economics and Management: problems, solutions*, 2018, vol. 2, no. 7, pp. 109–112.
- [38] Prokopchina S.V. Modern measurement theory: classification of measurement types. *Soft measurements and computing*, 2017, no. 12, pp. 4–16.
- [39] Prokopchina S.V., Lukyanets A.A. Methodology for decision support in the management of energy supply organizations based on the regularizing Bayesian approach (scientific and practical manual). Tomsk. Non-Profit Foundation for the Development of Regional Energy, 2006. 189 p.
- [40] Prokopchina S.V. Bayesian intelligent technologies as a methodological basis for processing big data in conditions of uncertainty. *Economics and Management: problems, solutions*, 2019, vol. 11, no. 3, pp. 105–109.
- [41] Prokopchina S.V. "Infoanalytic" – certificate of the Federal Service for Intellectual Property, Patents and Trademarks on the official registration of the computer program No. 2004611741 of 12.08.2004.
- [42] Prokopchina S.V. Global measurements: methodology, technology, applications. *Soft measurements and computing*, 2020, vol. 26, no. 1, pp. 5–17.
- [43] Prokopchina S.V., Shcherbakov G.A., Efimov Yu.V. Modeling of economic systems in conditions of uncertainty: a textbook-workshop / collective of authors; edited by G.A. Shcherbakov. M.: Publishing House "SCIENTIFIC LIBRARY", 2018. 478 p.
- [44] Prokopchina S.V. A new type of neural networks: Bayesian measurement neural networks (BIN) based on the methodology of the regularizing Bayesian approach. *Soft measurements and computing*, 2020, vol. 35, no. 10, pp. 17–24.
- [45] Prokopchina S.V. The concept of Bayesian intellectualization of measurements in the tasks of monitoring complex objects. *News of artificial intelligence*, 1997, no. 3, pp. 7–56.
- [46] Prokopchina S.V. On an approach to measuring socio-humanitarian potentials using Bayesian intelligent technologies. *State Audit.Right.Economics*, 2013, no. 3, pp. 73–82.
- [47] Prokopchina S.V. Modeling and management of digitalization of the regional economy. M.: Publishing house "SCIENTIFIC LIBRARY", 2021. 278 p.
- [48] Prokopchina S.V. Fundamentals of scaling theory in economics. M.: Publishing house "SCIENTIFIC LIBRARY", 2021. 297 p.
- [49] Prokopchina S.V. Linguistic measurements based on the regularizing Bayesian approach. *Soft measurements and computing*, 2023, no. 5, pp. 7–15.

-
- [50] Zhukov R.A., Prokopchina S.V. *Soft measurements and computing*, 2023, no. 9, pp. 17–27.
- [51] Prokopchina S.V. Intellectual measurements based on the regularizing Bayesian approach. M.: Publishing house "SCIENTIFIC LIBRARY", 2021. 523 p.
- [52] Prokopchina S.V. Implementation of the principles of explicable artificial intelligence in information systems based on the regularizing Bayesian approach. *Soft measurements and computing*, 2022, no. 6, pp. 7–15.
- [53] Prokopchina S.V. Regularization as the basis for ensuring the sustainability of solutions in artificial intelligence systems (using the example of the regularizing Bayesian approach). *Soft measurements and computing*, 2023, no. 7, pp. 7–18.
- [54] Prokopchina S.V. Measurement of "immeasurable" indicators based on the regularizing Bayesian approach. *Soft measurements and computing*, 2022, no. 6, pp. 7–15.
- [55] Prokopchina S.V. Methodology for creating a trustworthy artificial intelligence in systems based on a regularizing Bayesian approach. *Soft measurements and computing*, 2023, no. 8, pp. 17–28.
-

Статья поступила в редакцию 23.10.2023; одобрена после рецензирования 30.10.2023; принята к публикации 30.10.2023.

The article was submitted 23.10.2023; approved after reviewing 30.10.2023; accepted for publication 30.10.2023.
