

Сверточный подход к интеграции методов искусственного интеллекта и теории измерений на основе байесовских интеллектуальных технологий. Концепция байесовской измерительной нейросети. Концепция IIoT – интеллектуального IIoT

С. В. Прокопчина

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Москва, Россия

e-mail: svprokopchina@mail.ru

Аннотация. В статье приводится концепция глубокой интеграции методов искусственного интеллекта и теории измерений. Такая интеграция реализуется путем свертки информационных потоков в виде данных и знаний на всех уровнях получения и обработки информации. При этом достигается повышение эффективности, устойчивости, согласованности, прозрачности, прослеживаемости и управляемости качеством измерительных и нейросетевых решений, интеллектуализации систем передачи и хранения данных (IIoT), построения высокоэффективных киберфизических систем.

В работе рассмотрен подход и методологические принципы создания нового типа нейронных сетей, названных байесовскими измерительными сетями. Дается концепция и формализация нового типа сетей на основе регуляризирующего байесовского подхода, байесовских нейронов, реализующих байесовскую свертку на основе регуляризирующего байесовского подхода. Предложены архитектурная схема и метрологическое обоснование решений.

Дана концепция и приведен практический пример интеллектуального индустриального IIoT – IIoT. Отмечена целесообразность и опыт применения байесовских интеллектуальных технологий для ключевых направлений развития информационных систем.

Ключевые слова: искусственный интеллект; теория измерений; нейросеть; регуляризирующий байесовский подход; индустриальный интернет вещей

I. ВВЕДЕНИЕ

Интеграция методов искусственного интеллекта и теории измерений обеспечивает новые возможности как технологиям измерений – возможности использования информации в виде знаний, широкие возможности по когнитивным методам интерпретации результатов измерений, так и методам искусственного интеллекта – возможности метрологического обоснования решений,

управление синтезом технологий и обеспечение требуемого качества получаемых решений. Работы по интеллектуализации измерений были начаты достаточно давно [1, 2]. В настоящее время работы, направленные на совместное, но автономное применение методов искусственного интеллекта и теории измерений. Для реализации реальной интеграции методов искусственного интеллекта (Artificial Intelligence – AI) и теории измерений (Measurement Science – MS) необходимо их использование в самих процессах измерений и обработки информации.

Такой подход был предложен в начале 90-х годов прошлого века в работах [3, 4]. Он получил название регуляризирующий байесовский подход (Regularizing Bayesian Approach – RBA).

II. СВЕРТОЧНЫЙ ПОДХОД ДЛЯ ИНТЕГРАЦИИ МЕТОДОВ AI И MS НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ RBA

Основой для получения оптимальных по критерию среднего риска решений в таких технологиях является байесовская свертка по модифицированной байесовской формуле [3]. Свертка реализуется на специальных шкалах, названных сопряженными шкалами с динамическими ограничениями [7].

Это название обусловлено структурой шкалы, состоящей из числовой и лингвистической шкал, сопряженных между собой по их носителям. Такие шкалы позволяют обрабатывать как числовую, частности измерительную информацию, так и информацию в виде знаний. Пример такой шкалы приведен на рис. 1.

Информация от приборов поступает на числовую шкалу, а от экспертов или других источников знаний на лингвистическую шкалу. Для совместной обработки всех типов информации на шкале используются как методы теории измерений, так и методы искусственного интеллекта, в частности методы теории нечетких множеств

и лингвистических переменных. На лингвистической части шкалы могут быть реализованы алгоритмы нормирования и проверки по критериям.

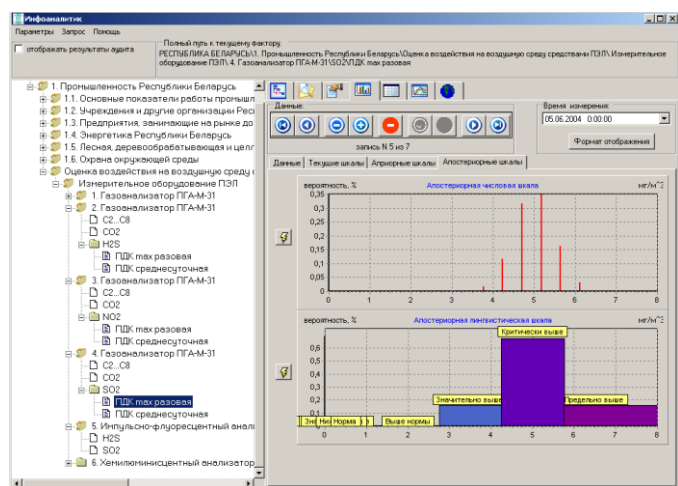


Рис. 1. Сопряженная шкала типа ШДО, используемая для реализации байесовской свертки

В соответствии с этим можно назвать такой способ интеграции методов искусственного интеллекта и теории измерений «сверточным», обеспечивающим глубокую интеграцию этих методов.

III. ИЗМЕРИТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ НЕКОЛИЧЕСТВЕННЫХ ИЗМЕРЕНИЙ

Глубокая интеграция методов искусственного интеллекта и теории измерений реализуется на самых нижних уровнях получения и первичной обработки неколичественной информации. Типизация и классификация шкал измерений может быть проведена на основании нескольких основных признаков:

- объективные и субъективные измерения и шкалы;
- количественные и неколичественные измерения и шкалы.

Неколичественные шкалы могут быть разделены на *сенситивные* и *когнитивные*. Первый тип шкал связан с измерением эмоциональных свойств, ощущений, чувственных восприятий; второй – с представлением знаний, опыта, навыков субъектов и общества в целом, декларативных установок, норм и правил в измерительных процессах. *Сенситивные* шкалы делятся на шкалы сентенций (ощущений) и интуитивные. *Шкалы ощущений* делятся на: звуковые шкалы; визуальные шкалы; органолептические (ароматические) шкалы; тактильные шкалы эмоций. Когнитивные шкалы делятся на: дескриптивные; предиктивные; прескриптивные шкалы, отражающие имеющиеся знания и опыт субъектов, предсказательный процесс, а также предсказательный процесс с объяснениями.

Все эти шкалы строятся на основе градации проявления свойств. Для их построения используется концепция порядковой универсальной шкалы, для которой реперами

являются лингвистические переменные, отражающие эту градацию свойств.

Для измерения сложных интегральных свойств используются эмерджентные шкалы, которые позволяют измерять эмерджентные свойства сложных объектов на основании измерений простых свойств.

Критериальные сопряженные шкалы. На лингвистических шкалах можно построить критериальные шкалы многоярусной структуры. Концепция и технологии создания таких шкал предложены и реализованы в прикладных задачах в рамках методологии регуляризирующего байесовского подхода. Критериальные шкалы могут носить объективный характер, когда они созданы на базе стандартов, нормативов, руководящих технических инструкций. Они также могут быть фидуциальными (субъективными), когда в основу заложены нормы и принципы субъективного типа. Критериальные шкалы в методологии БИТ сопрягаются с основными лингвистическими ШДО для многокритериального шкалирования. При этом совместно с процессом измерения осуществляется процесс многокритериального аудита измеряемых характеристик.

Результатами измерения на таких шкалах являются нечеткие альтернативные оценки с полным метрологическим обоснованием шкал БИТ.

Интегральные (эмерджентные) шкалы для измерений эмерджентных свойств сложных объектов и систем. Этот тип шкал предназначен для измерения интегральных свойств сложных объектов. В методике измерений заложена функциональная возможность реализации конволюции (свертки) промежуточных измерений простых свойств, входящих в интегральное свойство.

Такие шкалы используются для измерения индексов, индикаторов иерархического типа, интегральных характеристик и показателей.

Такие шкалы обеспечивают интерпретируемость и объяснение получаемых решений.

Примерами реализации принципов сверточной интеграции методов AI и MS могут являться байесовские измерительные сети и системы интеллектуального промышленного интернета вещей (IIoT) на основе РБП и БИТ, приведенные в статье ниже.

IV. КОНЦЕПЦИЯ БАЙЕСОВСКОЙ ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ НЕЙРОСЕТИ

В работе [8] предложена концепция, структура, теоретическое обоснование и прикладные примеры использования байесовской измерительной нейросети.

К традиционно отмечаемым недостаткам нейросетей относится невозможность смысловой интерпретации получаемых решений, управления работой сети, получения промежуточных решений. Кроме того, вопросы качества входной информации и ее метрологической специфики не учитываются, в связи с чем не определяется и качество выходных решений. Указанные недостатки могут быть успешно преодолены при создании нейросетевой структуры на основе методологии и технологий

регуляризирующего байесовского подхода (РБП). При создании нейросетей на основе РБП свертка информационных потоков данных и знаний проводится на основе модифицированной байесовской формулы.

Первый слой такой сети реализует настройку (обучение сети), при котором определяются виды плотности вероятности для числовых данных и виды функций принадлежности для лингвистических переменных, а также МДО, иерархия которой определяет структуру и число сверточных слоев сети.

Второй слой выполняет функцию фазификации переменных и метрологического обоснования решений.

Для этого параллельно с вычислительным процессом реализуется процесс метрологического сопровождения каждого решения в виде показателей точности, надежности, достоверности, энтропии и риска. Эти показатели объединяются в комплексы метрологических характеристик. Метрологические комплексы определяют качество решений по многим показателям как для решений в числовом виде, так и для решений в лингвистической форме в виде знаний. Теоретическое обоснование метрологии данных и знаний приведены в работе [8].

Цель постоянного метрологического сопровождения каждого этапа реализации алгоритма сети позволяет обоснованно дать определение данному типу нейросети как *измерительной нейросети*. И поскольку для реализации свертки используется модифицированное байесовское правило, такую сеть можно назвать *байесовской измерительной нейросетью (БИН)* иерархического типа с глубоким обучением. При этой архитектуре сверточные слои могут быть представлены как слои свертки признаков, что позволяет интерпретировать решения каждого слоя в отношении их смыслового содержания.

При свертке двух и многих признаков каждый нейрон такой сети активизируется на своем сверточном слое оптимизирующей байесовской функцией минимума среднего риска решения C вида:

$$\{h_{kt}|\{Mx\}_{kt}\} = \{\operatorname{argmin} C[\varphi_{jt}(x_{it}|y_{it}; x_{i+1t}|y_{i+1t})]\}, (1)$$

где $h_{kt} \in H_{KT}$, $k = 1, K$; $t = 1, T$;

φ_{jt} – байесовская сверточная функция; $\varphi_{jt} \in \Phi_{JT}$; $j = 1, j$;

$x_{it} \in X_{IT}$; ($i = 1, I$) – наборы значений числовых и лингвистических переменных, отражающих свойства признаков;

$y_{it} \in Y_{IT}$; ($i = 1, I$) – условия получения данных и реализации алгоритмов свертки;

$Y_{IT} = \{A_{IT}\}$ – множество априорной информации;

O_{IT} – множество ограничений;

M_{IT} – множество метрологических требований.

Формула байесовской свертки имеет следующий вид:

$$P(h_k | x_i | Y_i) = \frac{P(h_k | Y_{i-1}) I(x_i | h_k | Y_i)}{\sum_{j=1}^K P(h_j | Y_{i-1}) I(x_i | h_j | Y_i)}. (3)$$

В процессе такой свертки преобразуются вероятности реперов шкал признаков, информация о которых поступает в систему в виде входных потоков данных и знаний о признаках.

Решение, полученное на основе байесовских свертки, представляет собой ряд альтернативных оценок признаков с соответствующими комплексами метрологических характеристик и представляет собой регуляризованную байесовскую оценку, свойства которой рассмотрены в работе [3].

Это позволяет создать единую технологию с возможностью управления качеством получаемых решений.

При многократной реализации свертки происходит резкое снижение размерности пространства признаков, что позволяет обработку значительного числа потоков данных с высокой скоростью.

На этих принципах построена платформа «Инфоаналитик» являющаяся по сути БИН. В отличие от нейронных сетей в прикладных системах, построенных на ее основе, все сверточные слои легко просматриваются в интерфейсе пользователя и интерпретируются с использованием когнитивной графики.

По каждому признаку в качестве решений можно получить исчерпывающую информацию, динамические характеристики, тренды, оценки ситуаций и рекомендации по их корректировке в соответствии с заданными нормами и правилами. Примеры прикладных решений объяснениями для теплоэнергетики иллюстрируют рис. 2, 3.

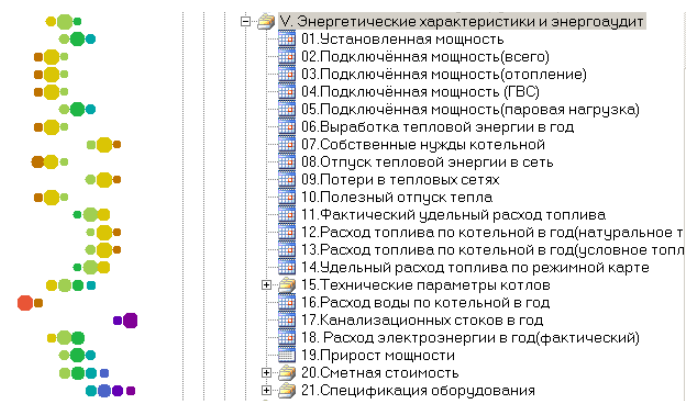


Рис. 2. Свертка показателей теплоэнергетических систем с когнитивной интерпретацией решений

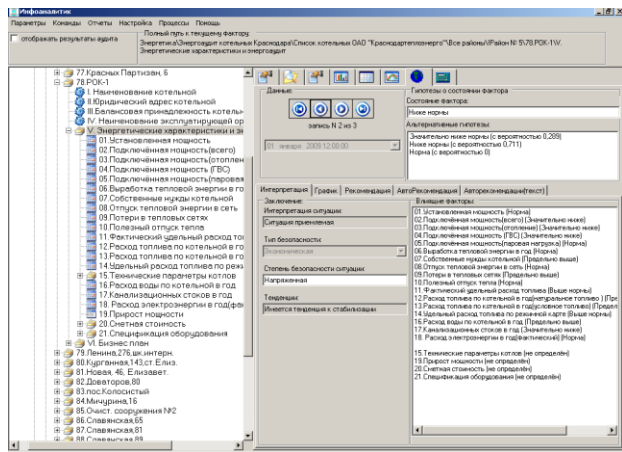


Рис. 3. Свертка признаков состояния энергогенерирующей системы с объяснениями

Шкала типа ШДО для измерения свойств одномерного показателя является двумерной сопряженной двухзвенной шкалой. По одной из осей каждой шкалы звена откладываются значения показателя в числовой (верхняя) или лингвистической (нижняя) формах. По другой – степень достоверности (уверенности, возможности) результата. При добавлении числа контролируемых показателей в многомерном пространстве параметров строится многомерная шкала, которая при переходе на новый, более высокий уровень иерархии сворачивается в интегральный показатель на основе многомерной байесовской свертки. Так, в приведенном примере на рис. 1 слева представлена концептуальная модель объекта измерения (состояния воздушной среды) в виде дерева факторов, по сути, представляющего собой шкалу номинального типа. Эта модель условно адекватна реальному объекту в рамках имеющейся и использованной информации, требований и ограничений. Для интегрального показателя формируется новая двумерная шкала подобного вида:

$$h_t^{\text{интегр}} \{MX\}_t^{\text{интегр}} = h_{t1} \{MX\}_{t1} * h_{t2} \{MX\}_{t2} * \dots * h_{kt} \{MX\}_{kt} \quad (2)$$

где $h_t^{\text{интегр}} \{MX\}_t^{\text{интегр}}$ – множество альтернативных решений интегрального показателя с комплексами метрологических характеристик, содержащих показатели точности, надежности и достоверности решений $h_t^{\text{интегр}}$, принадлежащих динамическому компакту решений H_* , символ обобщения элементов, системы $\{h_{kt} \{MX\}_{kt}\}$ – множество альтернативных решений одномерных показателей с комплексами метрологических характеристик, содержащих показатели точности, надежности и достоверности решений h_t , принадлежащих динамическому компакту решений H .

Таким образом, осуществляется развитие структуры ШДО согласно структуре МДО и осуществляется непрерывное развитие модели и представляющей ее в среде «Инфоаналитик» номинальной шкалы факторов.

V. КОНЦЕПЦИЯ IIOT – ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ИНДУСТРИАЛЬНОГО ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ

В настоящее время активно развивается направление IIoT. Понимание необходимости предобработки данных измерений перед передачей их по каналам связей привело к формированию направления периферийных вычислений и концепции DATALAKE.

От структур ETL осуществляется переход к некоторым наземным локальным накопителям данных (DATALAKE), ориентированным на специфику и режим работы прикладных информационных систем. При этом явно прослеживается тенденция к включению модулей предобработки данных для организации периферийных вычислений. Для реализации этой тенденции предлагается использовать Байесовские интеллектуальные технологии и построенные на их основе нейросетевые прикладные системы. Такие системы позволят в рамках решения конкретных прикладных задач значительно снизить размерность хранимых данных при полном сохранении их информационного содержания. Кроме того, можно использовать такие системы для интеграции данных и знаний на местах сбора информации, передавая по сети уже готовые оценки процессов и ситуаций, а также локальные управленческие решения.

Примером таких систем могут служить системы мониторинга водохозяйственных, энергогенерирующих, контролирующих организаций и служб [9].

Отличительными характеристиками интеллектуальных IIoT от традиционных структур IIoT является наличие в них систем интеллектуальной обработки данных, частности в приведенном примере наличие байесовской измерительной нейросети для свертки данных, получаемых от приборов и получения решений в виде оценок ситуаций с объяснениями причин и факторов их формирования, а также с выдачей рекомендаций по коррекции ситуации на местах. Таким образом, обустраивается структура IIoT на всех участках водоснабжающей сети. Затем интегрированная информация передается средствами IIoT в центральный блок обработки информации, поступающей от других типов источников.

Одним из примеров может служить система, представляющая собой иерархически организованную географически распределенную среду мониторинга состояния водохозяйственных сетей и поддержки принятия водохозяйственных решений в условиях значительных объемов данных, разнотипной информации и неопределенности ситуаций.

Архитектура системы представлена на рис. 4.

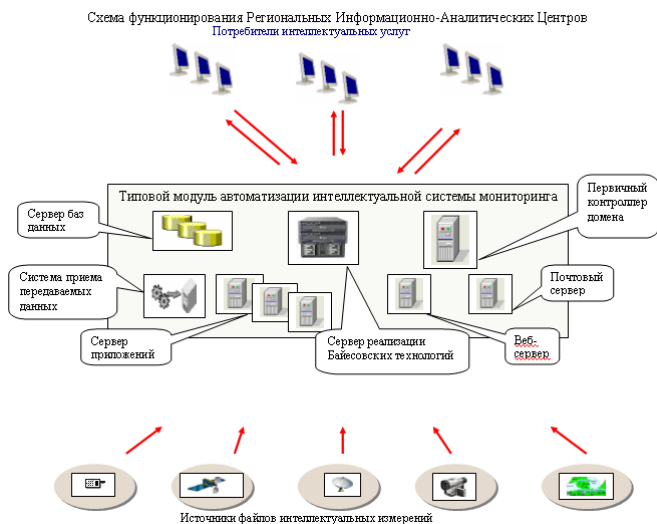


Рис. 4. Архитектура интеллектуального промышленного Интернета вещей на основе типового модуля интеллектуального DATALAKE

В состав системы входят следующие основные блоки:

- Центральный блок интеллектуальной обработки информации на основе нейросети типа БИН с библиотекой математического моделирования и разработки шкал типа ШДО (G1);
- Нейросеть аналитического типа для генерации сценариев и рекомендаций (G2);
- Блок измерительных приборов с конверторами и контроллерами и с предварительной обработкой измерений (G3);
- Нейросеть обработки тепловизионных изображений (G4);
- Интерфейс системный для аналитической нейросети (G5);
- Интерфейс системный для нейросети изображений (G6);
- Интерфейс пользователя (G7);
- Серверные блоки (G8);
- WEB-серверы и сервисы;
- Блок (локальный) IIoT со встроенной нейросетью типа БИН.

Интеграция с программными указанными блоками происходит по выбранным протоколам обмена данными в режимах on-line и of-line.

Информационная модель ориентирована на объект мониторинга, в частности, участок водопроводной сети. (Go).

Объект представляет собой узел участка теплотрассы. Параметры узла теплотрассы должен контролировать измерительный блок (Gm). Измерительный блок представляет измерительную систему, которая получает

измерительную информацию, протоколирует и передает в информационную систему верхнего уровня. Контролируемые параметры: расход воды – два расходомера Gd; давление – два датчика давления Gr; температура – два датчика температуры Gt; датчик влажности Gg.

Информационная модель измерительного блока имеет следующий вид: $G_m = G_d * G_r * G_t * G_g$, где * – символ свертки информации по модифицированной формуле Байеса.

Кроме измерительной информации числового типа, указанной выше, в качестве информационного потока используется ряд изображений G_i , полученных посредством тепловизора, идентифицирующий нагрев поверхности водоснабжающих труб на местах их поверхностного расположения.

С учетом этого информационная модель может быть представлена в дополненном виде: $G_{m1} = G_m * G_i$.

Еще одним важным информационным потоком являются рекомендации и сценарии, поступающие от аналитической нейросети (G_n).

Тогда информационная модель системы может быть представлена в виде: $G_{m2} = G_{m1} * G_n$.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ. ПЕРСПЕКТИВЫ ИНТЕГРАЦИИ ТЕХНОЛОГИЙ БИИ И БИТ С СОВРЕМЕННЫМИ ИНФОРМАЦИОННЫМИ ТЕХНОЛОГИЯМИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И СИСТЕМ IIoT

В качестве перспективных направлений использования методологии, технологий и средств интеллектуальных измерений, как подробно рассмотрено в работе [7], можно отметить системы DATA Science, BIG DATA, BI, IoT, DSS, DATA Mining и другие системы, связанные с интеллектуальной обработкой данных. Преимущества использования интеллектуальных измерений для современных технологий искусственного интеллекта и измерений могут быть выражены следующим образом:

1) в системах DATA Science – для метрологической аттестации потоков данных и знаний, а также их интеграции;

2) в системах IoT – для сбора, интеграции и интерпретации инструментальных данных для создания озер данных с прескриптивной аналитикой, для разработки технологий и платформ MES;

3) в BI-системах – для аналитической обработки и интерпретации информации;

4) в нейронных сетях – для сбора, метрологической аттестации и свертки данных и знаний с целью привлечения дополнительной информации при составлении набора данных и обучении нейронной сети;

5) для систем BIG DATA – с целью значительного снижения размерности информационных потоков;

6) для систем математической и аналитической обработки информации, в частности для неопределенностей и малых выборок;

7) для систем цифровизации – для сбора, интеллектуальной обработки информации, создания систем мониторинга и управления сложными промышленными и социально-экономическими комплексами, а также их устойчивого развития.

Таким образом, основная идея данной статьи формулируется как необходимость глубокой интеграции в виде свертки методов искусственного интеллекта и теории измерений на всех уровнях получения и обработки информации для повышения эффективности, устойчивости, согласованности, прозрачности, прослеживаемости и управляемости качеством измерительных и нейросетевых решений, интеллектуализации систем передачи и хранения данных (ИоТ), построения высокоэффективных киберфизических систем.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Finkelstein L., Hofmann D. Intelligent Measurement. A view of the state of art and current trends // *Measurement*, vol. 5, No 4, 1987, pp.151-153.
- [2] Hofmann D., Karaya K. Intelligent measurements for obtaining objective information in science and technology. X International Congress of IMECO, vol. 1, Prague, 1985, pp. 19-34.
- [3] Prokopchina S.V. Development of methods and tools for Bayesian measurement intellectualization in complex object monitoring tasks. St. Petersburg, 1995. 336 p.
- [4] Rossi G.B. A probabilistic theory of measurement, *Measurement* 39 , 2006, pp. 34-50.
- [5] Prokopchina S.V., Nedosekin D.D., Chernyavsky E.A. Information technologies of intellectualization of measuring processes St. Petersburg: Energoatomizdat, 1995, p. 386.
- [6] Prokopchina S.V. Principles and methodological aspects of constructing a scale with dynamic constraints for measurement under uncertainty // *Soft measurements and computing*. M., 2018, no. 3, p. 4-15.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] Prokopchina S.V. Methods for implementing the concept of "Smart City" based on Bayesian Intelligent Technologies. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1703(1), <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1703/1/012018>