

УДК 004.896 + 004.428

ТЕХНОЛОГИИ NARROW AI В СЛОЕ ЗОНДИРОВАНИЯ ПРОМЫШЛЕННОГО ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ



Т.А. Радишевская¹

Старший преподаватель кафедры
финансового менеджмента и
информатизации здравоохранения
БелМАПО



Д.В. Радишевский²

Инженер-программист УП «НТПЦ
Белкоммунмаш»

¹ГУО «Белорусская медицинская академия последипломного образования», Республика Беларусь, E-mail: rta1504@mail.ru

²УО «Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники», Республика Беларусь

Т.А. Радишевская

Окончила БГУИР с присвоением квалификации «инженер-системотехник». Аспирант УО «Белорусская государственная академия связи». Область научных интересов: нейронные сети, генетические алгоритмы.

Д.В. Радишевский

Окончил БГУИР с присвоением квалификации «инженер-системотехник». Магистрант кафедры инженерной психологии и эргономики БГУИР.

Аннотация. В работе описывается двухуровневая архитектура слоя зондирования Промышленного Интернета Вещей, базирующаяся на технологиях Narrow AI. Нижний уровень слоя зондирования реализует функции детектора аномалий в признаках состояний оборудования, в то время как более высокий уровень реализует нейро-нечеткий классификатор предаварийных состояний оборудования на техногенных объектах. Композиция уровней создает узкий периферийный интеллект, позволяющий снизить нагрузку на сеть.

Ключевые слова: слой зондирования, Промышленный Интернет Вещей, узкий искусственный интеллект, детектор аномалий, нейро-нечеткий классификатор

Введение. Большинство поставщиков современных IoT-платформ [1] предлагают их как чисто программные комплексы, поддерживающие интеллектуальный анализ информации с использованием различных инструментов Big Data - агрегирование и фильтрация потоков данных (например, Storm, Samza), пакетная аналитика с уже накопленным набором данных (например, Hadoop, Spark), интерактивная аналитика данных как многократный анализ как потоковых, так и пакетных данных (Spark, MLLIB и т. д), и другие методы аналитики, основанные на различных способах статистического и машинного обучения. При этом упускается из виду тот факт, что IoT-платформа наряду с аналитикой в первую очередь предназначена для подключения Интернета Вещей (датчиков, контроллеров и других устройств) к облаку и удаленного доступа к ним.

Обеспечить аналитику в реальном времени можно только путем «бесшовной» интеграции в единый комплекс различных аппаратных средств, использующих чаще всего различные протоколы связи. Такая интеграция должна производиться как можно ближе к источникам данных, на периферии Интернета Вещей или, другими словами, в слое

зондирования Интернета Вещей. К слою зондирования необходимо отнести как минимум три из восьми обязательных компонентов полноценной IoT-платформы, определяемых специалистами IoT Analytics GmbH [2].

Это компоненты, максимально приближенные к датчикам и исполнительным устройствам Интернета Вещей:

- компонент «Связь и нормализация» («*Connectivity & normalization*») должен обеспечивать приведение различных протоколов и различных форматов данных к одному программному интерфейсу при гарантированной потоковой передаче данных и обеспечении взаимодействия всех оконечных устройств;

- компонент «Управление устройствами» («*Device management*») должен обеспечивать стабильную работу оконечных устройств, «бесшовное» их конфигурирование и обновление программных приложений на устройствах и пограничных шлюзах;

- компонент «Обработка и управление действиями» («*Processing & action management*») должен обеспечить мониторинг текущего/прогнозирование будущего состояния оконечных устройств на основании потоковых данных и выработку команд для изменения состояния устройств.

Требования к интеллектуализации этих компонентов значительно повышаются при применении Интернета Вещей в Промышленном Интернете Вещей (Industrial Internet of Things - IIoT), модель которого проработана в рамках немецкой концепции Индустрии 4.0 (Industry 4.0). Эффективность решений и приложений IIoT обеспечивается повышением эффективности операционных технологий промышленного предприятия за счет применения интеллектуальных датчиков (Sensors), исполнительных устройств (Actuators) и обработке данных на месте их создания, то есть на границе IIoT.

Сервис-ориентированная архитектура Промышленного Интернета Вещей. Начало 21 века было ознаменовано приходом 4-й промышленной революции. Произошедшая трансформация Индустрии 3.0 в Индустрию 4.0 показана на рисунке 1.

Если 3-ю промышленную революцию обычно связывают с внедрением ЭВМ в промышленное производство, то 4-ю промышленную революцию следует связать с фазовым переходом (скачком) в развитии сетей передачи данных, или, если быть более точным, в появлении всепроникающих мультисервисных сетей. Определение «всепроникающая сенсорная сеть» (ubiquitous Networks) [3] не описывает определенную технологию поколения FGN (Future Generation Network), а подчеркивает силу фактора постоянно появляющихся новых технологий и регламентирующих их документов.

В левой части рисунка 1 показана типовая пирамида автоматизации Индустрии 3.0 с датчиками и исполнительными устройствами на нижнем уровне, ПЛК и панелями оператора на втором уровне, выше располагаются коммутаторы/шлюзы, рабочие станции с программным обеспечением диспетчеризации и управления технологическим процессом (SCADA) и автоматизированного управления производством (MES). На самом верху применяется системы планирования ресурсов предприятия (ERP), реализованные на базе серверов и дата-центров. Все элементы пирамиды автоматизации, как аппаратные, так и программные, однозначно относятся к одному и только одному из ее уровней и не могут быть отнесены к какому-либо другому.

В концепции Индустрии 4.0 пирамида автоматизации исчезает, вернее она переворачивается, а традиционное для Индустрии 3-го поколения деление на уровни (Level) производства преобразуется в понимание важности слоев (Layer) производства, характерное для киберфизических систем. Датчики и исполнительные устройства остаются, однако они становятся частью киберфизических систем, получают возможность автономного функционирования, многоточечного межмашинного взаимодействия, и, возможно, интеллектуального управления с элементами искусственного интеллекта.

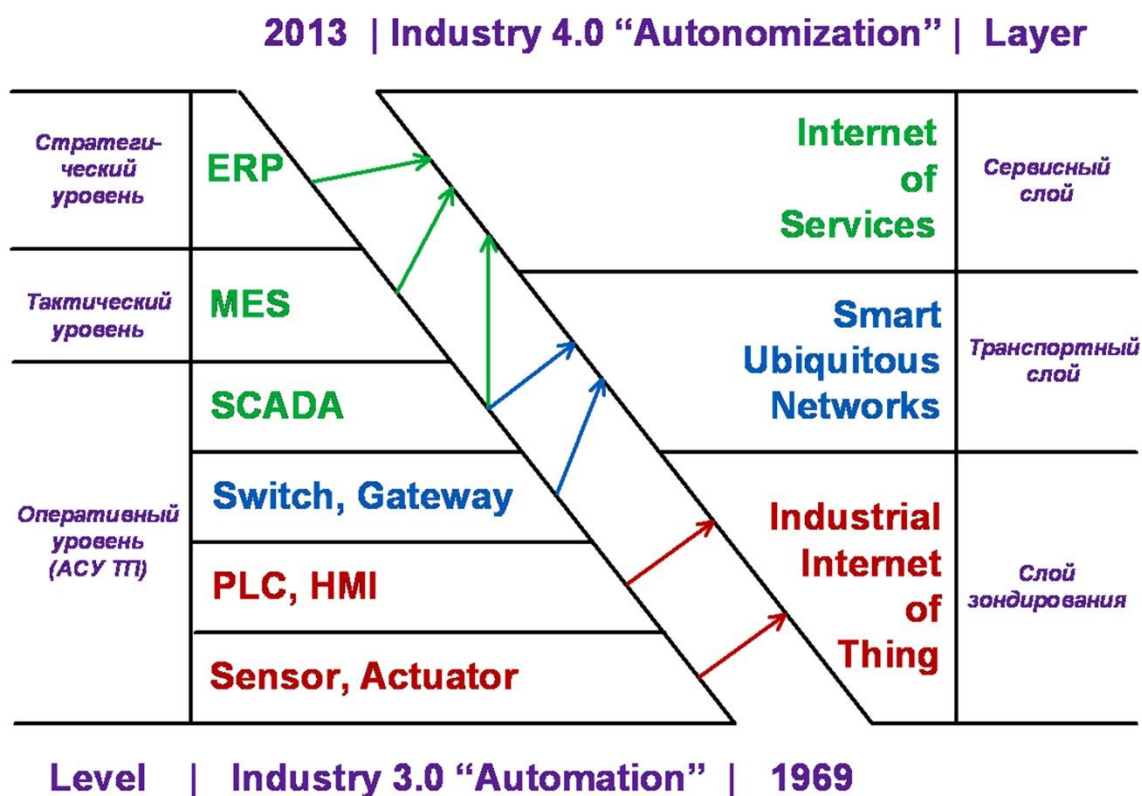


Рисунок 1. – Трансформация Индустрии 3.0 в Индустрию 4.0

Архитектура Индустрии 4.0. становится сервис-ориентированной (SOA) и становится ключевой технологией интеграции гетерогенных систем или устройств. Различные авторы выделяют различное количество слоев Индустрии 4.0 и дают им различные наименования [4], однако чаще всего используется определение слоя как объекта, не имеющий четкой границы в силу того, что киберфизическая система может одновременно принадлежать к нескольким слоям.

В сервисном слое создаются сервисы и осуществляется управление ими. В сервисный слой должны обязательно входить компоненты IoT-платформы [2] «База данных» («Database»), «Аналитика» («Analytics»), «Визуализация» («Visualization»). Сервисный слой опирается на технологию связующего (middleware) программного обеспечения, которое обеспечивает функциональные возможности для интеграции сервисов и приложений в сфере IoT. Сервисный слой может также предоставить интерфейсы прикладного программирования (API), наборы средств разработки (SDK), шлюзы и/или протоколы для поддержки необходимых сервисов и приложений пользователей в компоненте «Дополнительные инструменты» («Additional tools»). Функции взаимодействия между пользователями и со сторонними приложениями в сервисном слое выделяются как отдельный компонент «Внешние интерфейсы» («External interfaces») или могут быть выделены в отдельный, интерфейсный слой.

Транспортный слой обеспечивает базовую сетевую поддержку и передачу данных по беспроводной или проводной сети с шифрованием или без него.

Слой зондирования. Слой зондирования должен быть интегрирован с существующими аппаратными средствами (RFID, датчиками, исполнительными механизмами и т.д.), для того чтобы распознавать/контролировать физический мир и собирать соответствующие данные. В случае промышленного Интернета вещей и концепции Индустрии 4.0 это безусловно подразумевает обработку больших объемов данных (Big Data) [5-8]. Big Data – это

совокупность методов, средств и подходов к обработке больших объемов неструктурированных данных, поступающих с большой скоростью. В англоязычной литературе эти характеристики почти всегда обозначают как «три V»: Volume – объем данных, Velocity – скорость прироста данных, Variety – разнообразие типов данных, как структурированных, так и неструктурированных. Если хотя бы одно из трех V принимает значение большее, чем общепринятая экспертная оценка, то данные следует признать большими. Дополнительно нужно указать, что крайне важна также достоверность (наличие удостоверяющей служебной информации) и ценность (степень влияния на принятие решения) данных.

Одной из наблюдаемых тенденций последних лет стало понимание того, что технологии Big Data не обязательно требуют «подъема» всех данных в самый верхний слой, а допускают «свертку» этих данных для получения интегральных критериев состояния производства. Например, если на объекте за один период опроса генерируется 1000 тегов (в терминологии SCADA-систем), то по экспертным оценкам для оценки состояния/поведения технического объекта достаточно передать «наверх» 50-75 тегов, то есть менее 10%. Если трафик идет по открытым каналам связи, то это сказывается и на биллинге.

Термин узкий искусственный интеллект (узкий ИИ или Narrow AI) [9] используется для описания систем искусственного интеллекта, предназначенных для решения единственной задачи при наличии различного рода ограничений. В этом состоит его основное отличие от сильного ИИ (Strong AI), который способен решать несколько круг задач, возможно относящихся даже к различным видам деятельности. В качестве примера Narrow AI часто приводят Siri от Apple, алгоритм которой переносит функции машинного обучения (Machine Learning, ML) на мобильную платформу iPhone.

Такая концепция искусственного интеллекта может являться основой нейронных сетей, подражающих чувствам или сознанию. Narrow AI – это программа или система, которая способна выполнять конкретную задачу или набор задач без участия человека, например, это может быть промышленная видеокамера с нейросетевой системой распознавания аварий или система управления автономным транспортным средством. Однако его применение в сфере управления сложными исполнительными механизмами недопустимо. В слое зондирования промышленного Интернета Вещей Narrow AI может быть эффективно использован при анализе данных телеметрии от датчиков и исполнительных устройств в реальном времени.

Использование методов ML для обнаружения предаварийных состояний в работе оборудования (предсказания его отказов) на промышленных предприятиях в большинстве случаев сводится к задаче поиска аномалий в работе оборудования, например, при анализе аномалий в работе электрических двигателей, оснащенных частотными преобразователями [10]. Таким образом можно заменить диспетчера, который обязательно присутствует в традиционной SCADA-системе, и который кроме визуального контроля объекта по его мнемосхеме должен оценивать показатели телеметрии оборудования на предмет их оценки на соответствие показателям системы, функционирующей в штатном режиме.

Однако в IoT, когда число таких показателей лавинообразно увеличивается на один, два, а то и три порядка, диспетчерский контроль даст сбой и будет просто не оптимальным, так как эти показатели могут принимать различные значения и иметь различные траектории (тренды) в течении длительного времени. Расширение штатного состава диспетчеров приведет к увеличению сложности эргатической системы в целом и, соответственно, снижению ее надежности.

Пороговый контроль значений показателей телеметрии (например, верхняя и нижняя граница значения) так-же не является адекватным решением и приводит к отправке ложных уведомлений об отказах и авариях. Перспективным представляется использование методов машинного обучения, основанных на алгоритмах, обученных на данных, собранных в процессе штатной работы контролируемого объекта. Для этого в трендах телеметрии

необходимо выявлять отклонения (аномалии) и на основании этих данных сконструировать алгоритм, позволяющий присвоить каждому показателю признак IsAnomaly, где значение 0 означает «норма», а 1 – «отклонение». Фактически оборудование IoT должно подать диспетчеру сигнал «Что-то пошло не так!», причем для простых систем диспетчером может выступать управляющая программа более высокого уровня, а для сложных и ответственных систем диспетчер может одновременно выступать лицом, принимающим решение (ЛПР). Чаще всего аномалиями считают пики/провалы и восходящие/нисходящие тренды с несколькими порогами скорости изменения.

В [10] рассмотрены три варианта реализации архитектуры решения для обнаружения аномалий в работе оборудования:

- с использованием только облачного сервиса для анализа данных на примере Azure Stream Analytics. Почти в 100% случаев такой вариант для IoT невозможен из соображений безопасности;

- гибридный сценарий, при котором облачные сервисы выполняются в инфраструктуре заказчика, то есть ближе к источникам данных, на стороне устройств. Для его реализации необходимо наличие IoT-шлюза на базе свободно распространяемой платформы с открытым исходным кодом. Частотный преобразователь АBB ACS 580 опрашивался IoT-шлюзом HPE GL 20 IoT по протоколу Modbus TCP, на котором было установлено программное обеспечение Azure IoT Edge под управлением операционной системы CentOS 7.1. В реальных условиях один IoT-шлюз может опрашивать и анализировать телеметрию нескольких десятков частотных преобразователей в квазиреальном времени. Однако при таком сценарии для критичных приложений сложно выдержать режим «жесткого» реального времени;

- полностью собственная реализация сервисов в слое зондирования, например, если мы хотим учитывать не только аномалии в изменении каждого параметра в отдельности, но и зависимость нескольких параметров друг от друга. Обучение собственных моделей требует значительных вычислительных ресурсов и проводится на основе большого объема исторической телеметрии. Таким образом, для обучения моделей можно применять облако - как ресурс с неограниченными вычислительными возможностями, которые можно использовать, а потом отказаться от них.

Narrow AI в слое зондирования IoT. Из эталонных (референсных) шаблонов архитектуры IoT [11, 12] для разработки архитектуры слоя зондирования промышленного Интернета Вещей наиболее подходящей представляется модификация архитектуры, которая определяет устройство Edge Gateway/Hub как единую точку сопряжения между LAN и WAN. Белая книга IEC [13] в рамках концепции периферийных вычислений (Edge Computing) также описывает вариант подобной архитектуры на границе экосистемы IoT с элементами Edge Intelligence, расширяющими понятие Edge Computing за счет применения ML и расширения коммуникационных возможностей Edge Gateway.

Авторами предложена архитектура слоя зондирования для распределенных телекоммуникационных систем уровня Индустрии 4.0 (РТКС 4.0), определяемая как профиль IoT, базирующейся на устройствах Edge Hub, Edge Gateway, Sensing Gateway, использующий в качестве протокола уровня полевой шины MODBUS RTU и протокол MQTT для передачи данных в облачные сервисы (например, Node-RED). РТКС 4.0 предусматривает перенос обработки данных с высокой скоростью их прироста в слой зондирования IoT путем двухуровневой обработки показателей телеметрии в реальном времени. На низовом (первичном) уровне производится детектирование аномалий ресурсами устройств Sensing Gateway с использованием средств Narrow AI, а на вторичном уровне производится классификация состояний оборудования (возможно, предаварийных) устройствами Edge Hub с использованием классификаторов, основанных на математическом аппарате нечетких множеств.

Архитектура слоя зондирования для РТКС 4.0 приведена на рисунке 2.

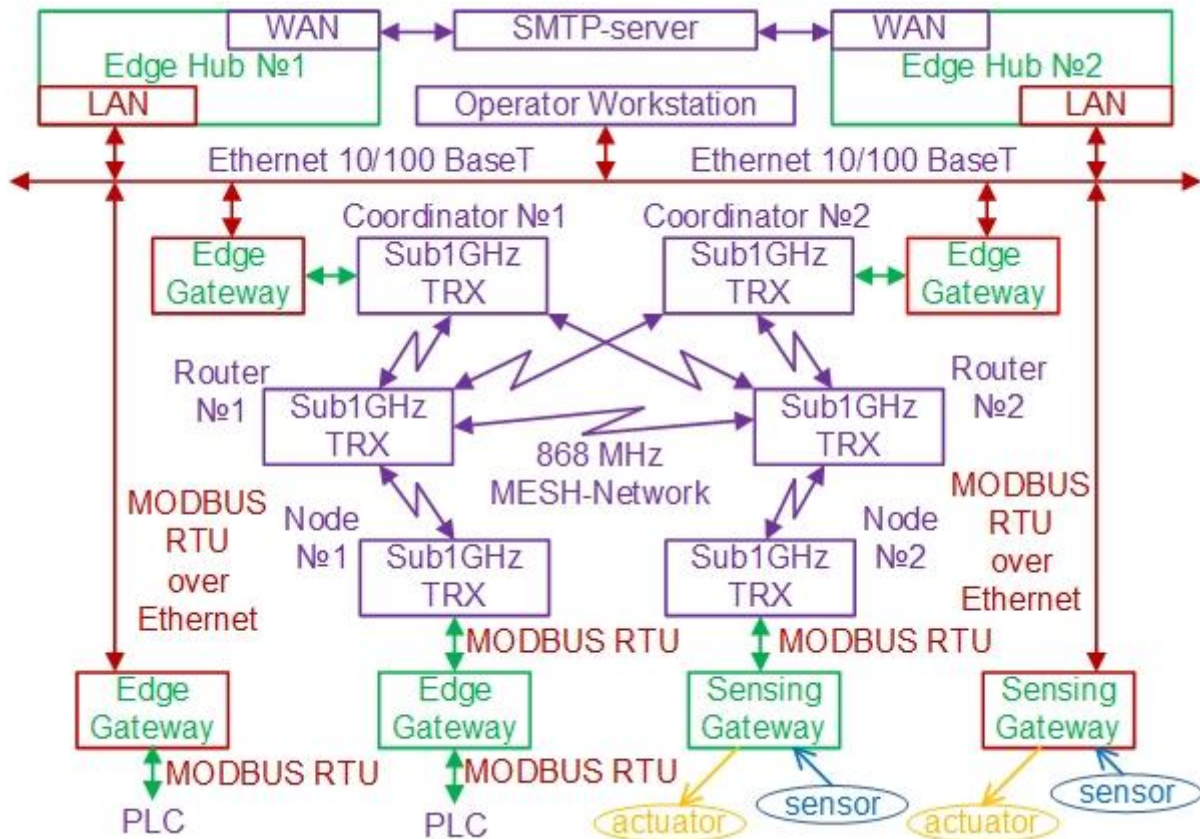


Рисунок 2. – Архитектура слоя зондирования для РТКС 4.0.

Задачей организованного таким образом периферийного интеллекта (Edge Intelligence) является повышение производительности и надежности инфраструктуры IoT, а также снижение затрат на ее содержание. Последнее связано с тем, что данные обрабатываются устройствами с использованием технологии Narrow AI без участия человека, их не требуется перемещать для обработки в облако и обратно, что в итоге уменьшает нагрузку на сеть, увеличивает ее пропускную возможность и сокращает время ожидания запросов (латентность сети) [14]. В облаке собираются и обрабатываются только достоверные и ценные данные, предварительно прошедшие классификацию (фильтрацию и отбор) на низовых уровнях датчиков/сенсоров и обслуживающих их устройств. В предложенной архитектуре Edge Gateway является чисто коммуникационным шлюзом и выполняет функции концентратора данных MODBUS и/или маршрутизатора интерфейсов MODBUS.

Нижний уровень детектирования аномалий реализован на устройствах Sensing Gateway, в качестве вычислительного ядра которых выбран микроконтроллер семейства STM32F7 [15], основанный на процессорном ядре ARM Cortex-M7 с производительностью 2,14 DMIPS/МГц, работающем на частотах до 216 МГц (пиковая производительность до 462 DMIPS) и увеличенным объемом ОЗУ до 320 кбайт.

Программное обеспечение для Sensing Gateway разработано с использованием бесплатного программного обеспечения для STM32F7 от STMicroelectronics, в том числе:

STM32CubeF7 – библиотеки, описывающие аппаратный уровень Hardware Abstraction Layer, содержащие примеры, шаблоны, а также компоненты более высокого уровня абстракции (например, реализацию операционной системы реального времени FreeRTOS, TCP/IP стека LwIP);

STM32CubeMX – конфигуратор встроенной периферии микроконтроллера и генератор кода инициализации контроллера;

STM32Cube.AI – пакет расширения для STM32CubeMX, позволяющий встраивать и использовать нейронные сети на микроконтроллерах STM32. Установленное расширение позволяет автоматически преобразовывать нейронные сети, предварительно обученные в популярных нейросетевых библиотеках Keras, Lasagne, Caffe, ConvNetJS или Tensorflow Lite, в оптимизированную библиотеку для STM32 с последующей интеграцией сгенерированной библиотеки в проект пользователя. В составе STM32Cube.AI предлагается несколько способов проверки точности работы модели нейронной сети как на ПК, так и на самом микроконтроллере, а также имеются средства измерения производительности работы модели на STM32 без написания дополнительного кода.

Программное обеспечение для Sensing Gateway оформлено в виде программного комплекса «Библиотека управляющих программ «Sensing Edge»», который включает в себя:

- код инициализации периферии микроконтроллеров семейства STM32F7;
- программный драйвер протокола MODBUS RTU для обмена с управляющими устройствами Edge Hub по интерфейсу RS-485. На рисунке 1 показана организация ячеистой сети (MESH-Network) для организации доступа к территориально распределенным объектам по радиоканалу в диапазоне 868 МГц. Для организации радиосети используются радиотерминалы Sub1GHz TRX модели «Zeta 8» или аналогичные;
- программный драйвер протокола MODBUS RTU over Ethernet для обмена с управляющими устройствами Edge Hub по интерфейсу ЛВС предприятия. На каждом из Edge Gateway с интерфейсом Ethernet выделяются порты TCP/IP с различными номерами для независимой обработки запросов от двух экземпляра устройств Edge Hub, работающих в режиме «ведущий- ведомый».

Устройства Edge Hub резервируют друг друга (однако они логически равно-приоритетны) и не допускают одновременного использования координаторов (Coordinator №1 и Coordinator №2) ячеистой сети. Таким способом создается единая точка агрегации и управления для объекта IIoT в целом. Технически Edge Hub представляет собой двухпортовое устройство, обеспечивающее изолированное прямое взаимодействие с сетями WAN и LAN, причем протокол взаимодействия с cloud service является стандартным (MQTT), а в сети LAN поддерживаются протоколы PLC различных производителей, проприетарный протокол визуализации для отображения мнемосхем на рабочих станциях диспетчеров (operator workstation – до 3-х штук), а также протокол MODBUS RTU over Ethernet для связи с Edge Gateway и Sensing Gateway.

Edge Hub производит классификацию состояний оборудования (возможно, предаварийных) на основе обработки признаков состояния с помощью математического аппарата нечетких множеств и математической модели искусственной нейронной сети. Нейронная сеть прямого распространения реализована в виде программного комплекса «Библиотека управляющих программ «Edge Hub»» в бесплатной среде разработки EasyBuilder Pro [16].

В качестве аппаратной платформы Edge Hub выбран сервер сMT-SVR-100 тайваньской компании Weintek Labs, поддерживающий инновационную архитектуру «облачного» человеко-машинного интерфейса Cloud HMI.

Список литературы

- [1] Портал ассоциации интернета вещей. IoT платформа. [Электронный ресурс]. -Санкт-Петербург, 2020. - Режим доступа: <https://iot.ru/wiki/iot-platforma> .-Дата доступа 07.02.2020.
- [2] IoT Analytics GmbH. 5 things to know about the IoT Platform ecosystem. [Electronic resource]. - Hamburg, Germany, 2020. - Access mode : <https://iot-analytics.com/5-things-know-about-iot-platform/> .- Access date 07.02.2020.
- [3] Гольдштейн Б. С., Кучерявый А. Е. Сети связи пост-NGN. –Спб.: БХВ-Петербург, 2013. – 160 с.: ил.

[4] Журнал Control Engineering Россия профессиональное научно-техническое издание. «Интернет вещей» в промышленности: обзор ключевых технологий и трендов. [Электронный ресурс]. -Санкт-Петербург, 2020. -Режим доступа : <https://controlengrussia.com/internet-veshhej/klyuchevy-h-tehnologij/> .- Дата доступа 07.02.2020.

[5] Жирков А., Попов М. Исследование средств для работы с BigData в промышленности // Современные технологии автоматизации. -2017. - № 2.

[6] Лопухов И. Коммуникационные технологии умного предприятия в рамках концепции Индустрия 4.0 и Интернета вещей // Современные технологии автоматизации. -2015. - № 2.

[7] Солдатов С. Технология BigData – расширение возможностей АСУ ТП // Современные технологии автоматизации. -2017. - № 2.

[8] Швецов Д. Условия и факторы неоиндустриального развития и их влияние на мировую экономику // Современные технологии автоматизации. -2017. - № 3.

[9] Narrow AI. [Electronic resource]. -San Francisco Bay Area, 2019 Mode of access: <https://deeprai.org/machine-learning-glossary-and-terms/narrow-ai> - Date of access: 13.02.2020.

[10] Профессиональное научно-техническое издание Control Engineering Россия [Электронный ресурс]. -Москва, 2020. -Режим доступа <https://controlengrussia.com/internet-veshhej/ml-iot/>. -Дата доступа 13.02.2020.

[11] Москаленко Т.А., Киричек Р.В., Бородин А.С. Архитектуры промышленного Интернета Вещей // Информационные технологии и телекоммуникации. 2017. Том 5. № 4. С. 49-56.

[12] The Industrial Internet of Things. Volume G1: Reference Architecture. [Electronic resource]. Mode of access: www.iicinsortium.org/IIC_PUB_G1_V1.80_2017-01-31.pdf. - Date of access: 12.09.2019.

[13] IEC White Paper. Edge intelligence. [Electronic resource]. Mode of access: www.iec.ch/whitepaper/pdf/IEC_WP_Edge_Intelligence.pdf. - Date of access: 12.09.2019.

[14] Портал искусственный интеллект/ ит новости. Периферийные и туманные вычисления: смена парадигмы ИТ. [Электронный ресурс]. -Режим доступа: http://ai-news.ru/2018/10/periferijnye_i_tumannye_vychisleniya_smena_paradigmy_it.html. -Дата доступа 07.02.2020.

[15] Портал компании КОМПЭЛ. STM32F7: новый флагман – новые горизонты. [Электронный ресурс]. -Москва, 2020. -Режим доступа <https://www.compel.ru/lib/75316> . -Дата доступа 19.02.2020.

[16] Радишевская Т. А., Радишевский Д. В. Научно-техническая конференция "Мониторинг техногенных и природных объектов" 28-29 ноября, Минск. Нейро-нечеткий классификатор предаварийных состояний оборудования на техногенных объектах. - Минск: Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2019. -с. 33-41.

NARROW AI TECHNOLOGIES IN THE SENSING LAYER OF THE INDUSTRIAL INTERNET OF THINGS

T.A. RADISHEVSKAJA

Senior teacher of the department of economics and health informatics of the belarusian medical academy of postgraduate education

D.V. Radishevskiy

Software engineer of the Scientific and Technical Production Center "Belkommunmash"

Abstract. The paper describes the two-level architecture of the sensing layer of the Industrial Internet of Things, based on Narrow AI technologies. The lower level of the sensing layer implements the functions of an anomaly detector in the signs of equipment conditions, while the higher level implements the neuro-fuzzy classifier of the emergency conditions of equipment at technogenic objects. The composition of the levels creates a narrow peripheral intelligence, which reduces the load on the network.

Keywords: sensing layer, Industrial Internet of Things, Narrow AI, anomaly detector, neuro-fuzzy classifier