



Искусственный интеллект в промышленных граничных вычислениях

Дмитрий Кабачник

В статье исследуются предпосылки внедрения технологий ИИ в промышленности, текущее состояние анализа промышленных данных и преимущества граничных вычислений для распределённых и удалённых систем. Рассматриваются требования как к аппаратной части компьютеров для граничных вычислений с ИИ, так и к программной составляющей машинного обучения.

ВВЕДЕНИЕ

Различные приложения промышленного интернета вещей (IIoT – Industrial Internet of Things) генерируют больше данных, чем когда-либо прежде. При этом с каждым годом объём этих данных становится всё больше и больше. Во многих промышленных сценариях использования устройств с Интернетом вещей, особенно в удалённых районах и на предприятиях с сильно распределённой системой, регулярная отправка необработанных данных в ЦОД (центр обработки данных) или на центральный сервер может оказаться невозможной.

Для уменьшения задержки, снижения затрат на передачу и хранение данных многие предприятия переносят принятие решений в реальное время на места. Для этого всё чаще и чаще используются технологии AI (Artificial Intelligence) – искусственного интеллекта и ML (Machine Learning) – машинного обучения (рис. 1). При подобном переносе уровня принятия решений также снижается и нагрузка на сеть предприятия, так как отпадает необходимость передавать огромное количество данных на большие расстояния. Более подробно варианты реализации вычислений мы уже рассматривали [1].

Приложения, которые предоставляют мощности ИИ в инфраструктурах IIoT (включая и IIoT), называют искусственным интеллектом вещей (AIoT соответственно) (рис. 2). Хотя обучение таких моделей ИИ происходит по-прежнему в облаке, сбор данных и обучение применению логических выво-

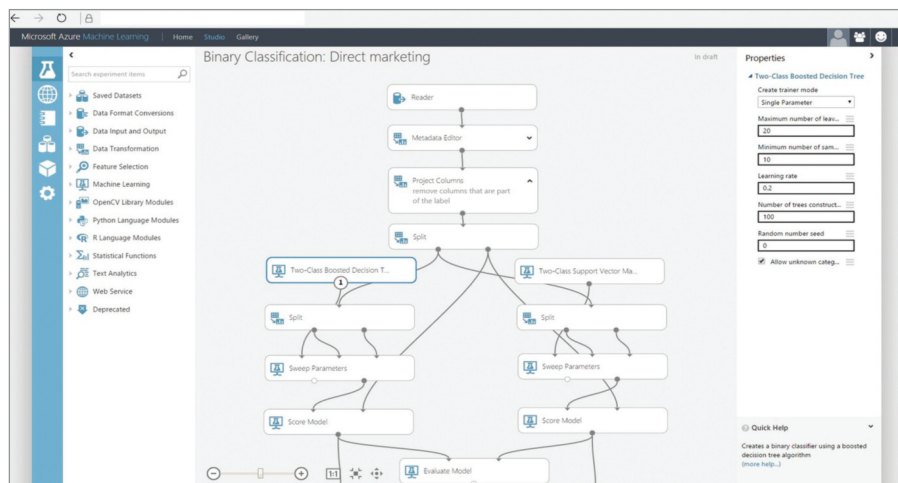


Рис. 1. Интерфейс Azure Machine Learning от Microsoft

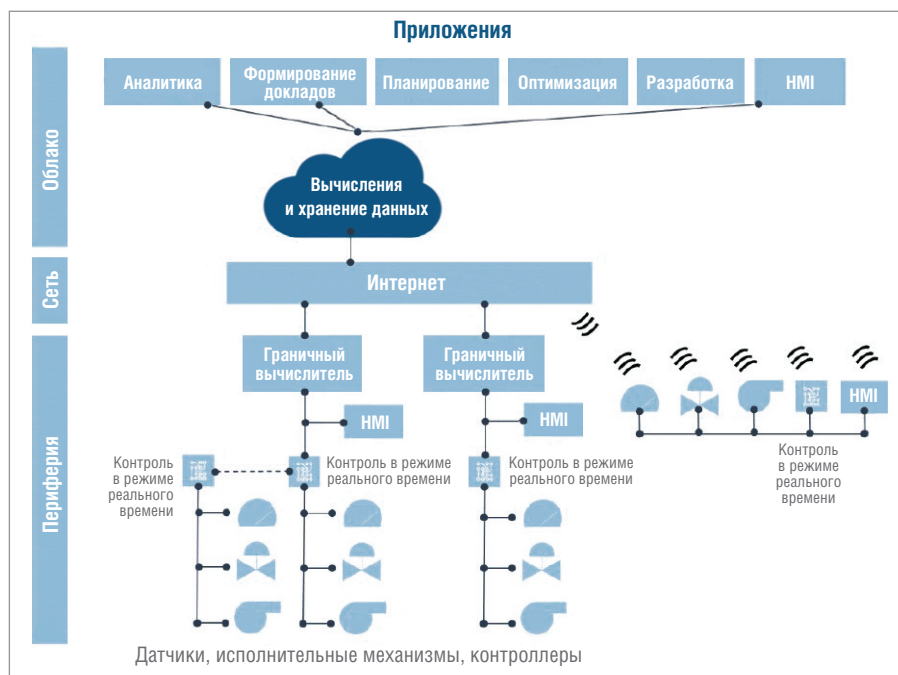


Рис. 2. Пример архитектуры IIoT

дов возможно выполнять непосредственно на предприятии путём развертывания уже обученных моделей ИИ на периферийных компьютерах.

В данной статье мы более подробно рассмотрим применение вышеупомянутых технологий в промышленности и приведём несколько аппаратных решений, которые могут быть использованы для практической реализации подобных приложений.

Предпосылки внедрения AI-технологий в IIoT

Для начала стоит дать определение понятия «искусственный интеллект». ИИ — это обширная область науки, изучающая создание интеллектуальных программ и машин для решения задач, которые традиционно выполняются с помощью человеческого интеллекта. Понятие ИИ включает в себя машинное обучение, которое позволяет системам автоматически учиться и совершенствоваться на основе получаемого ими опыта, не будучи запрограммированными на это, с помощью различных алгоритмов и нейронных сетей. В понятие машинного зрения, в свою очередь,



Рис. 3. Камеры машинного зрения

включают родственный термин — «глубокое обучение» (Deep Learning). Глубокое обучение подразумевает под собой нейронные сети, которые обучаются на огромных объёмах данных. Так как ИИ — это крайне широкая дисциплина, мы в нашей статье сосредоточимся именно на применении вышеописанных технологий в промышленности. В первую очередь речь идёт о машинном зрении (рис. 3) и видеоаналитике, где ИИ в сочетании с машинным об-

учением уже сейчас активно используется для классификации и распознавания в промышленных приложениях. ИИ в промышленности используется в самых разных применениях — от удалённого мониторинга, профилактики оборудования, идентификации транспортных средств, управления сигналами светофора до «умных» комбайнов в сельскохозяйственной промышленности. Использование таких интеллектуальных систем машинного зрения и видеоаналитики позволяет повышать производительность и эффективность промышленных приложений [2].

Количество промышленных устройств, подключённых к Интернету тем или иным способом, быстро растёт и, как ожидается, уже к 2025 году превысит 40 миллиардов точек. Даже самые обычные датчики с производственной линии генерируют настолько огромное количество данных, что ручной их анализ может занять всю жизнь. По сути, на данный момент менее 1% неструктурированных данных анализируется или вообще используется компаниями при принятии решений [3]. Появление промышленного Интернета вещей позво-

Мы обновились и расширяем ВАШИ КОМПЕТЕНЦИИ **ОНЛАЙН**



**УЧЕБНЫЙ ЦЕНТР
ПРОСОФТ-МОСКВА**

Дистанционные курсы:

SCADA-СИСТЕМЫ

- Основы работы с программным пакетом ICONICS GENESIS64

ПРОГРАММИРОВАНИЕ ПЛК

- Работа с контроллерами FASTWEL I/O, WAGO I/O в среде CODESYS

ProSoft®

УЛ. ПРОФСОЮЗНАЯ, Д. 108
ТЕЛЕФОН: +7 (495) 234-06-36
E-MAIL: EDUCENTER@PROSOFT.RU

WWW.PROSOFT.RU

Реклама

лило широкому кругу предприятий собирать эти огромные объёмы данных из ранее не использованных источников и исследовать новые возможности повышения эффективности своих производств. Получая данные непосредственно от оборудования на производстве, организации получают больше информации для принятия обоснованных бизнес-решений.

Данные IoT намного превышают возможности человека обрабатывать их в одиночку, а это означает, что большая часть информации остаётся непроанализированной и неиспользованной. Поэтому программное обеспечение AI и ML становится незаменимым помощником для промышленных предприятий при анализе подобной информации. Оно позволяет получить более целостное представление о происходящем в производственных процессах и принимать более взвешенные решения.

Например, если говорить о видеонаблюдении и машинном зрении, то не более 10% огромного количества данных, генерируемых каждый день, анализируется. Это значение указывает на

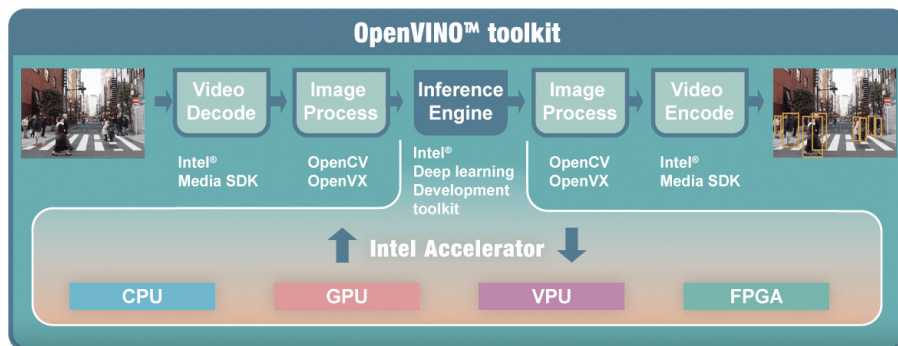


Рис. 4. Инфраструктура OpenVINO от Intel

то, что ценнейшая информация, которую можно было бы получить из этих данных, теряется. Эта неспособность людей анализировать все производимые данные и является основной причиной того, что компании ищут способы применения ИИ и машинного обучения в приложениях промышленного IoT.

В том случае, если компания полагается только на человеческие ресурсы для ручной проверки продукции на брак и дефекты, то даже с целой армией сотрудников процент брака был бы высок, так как усталости и человеческого фактору подвержен каждый. Если

применять для подобного анализа приложения ИИ, то можно уже практически не ориентироваться на человеческий фактор и значительно повысить эффективность производства, при этом снижая и различные риски, связанные с людьми.

AI для граничных вычислений в промышленности

Распространение различных систем промышленного Интернета вещей генерирует огромные объёмы данных даже в том случае, если в системе используются только датчики, которые

ПРОМЫШЛЕННЫЕ МЕДИАПЛЕЕРЫ

от начального уровня до высокопроизводительных систем

Ультратонкий SI-22

- AMD® Quad-Core GX-415GA
- 2 HDMI-порта
- 190 × 130 × 19,5 мм
- Технология энергосбережения и установки расписания iSMART

Компактный уличный SE-102-N

- Intel® Atom™ x7
- 2 HDMI-порта
- Диапазон рабочих температур -40...+70°C
- Технология энергосбережения и установки расписания iSMART

Высокопроизводительный SI60E

- Intel® Core™ i7
- 12 HDMI-портов
- Разрешение до 12K
- 2 MiniPCI-E для подключения mSATA, Wi-Fi, Bluetooth/4G LTE

ОФИЦИАЛЬНЫЙ ДИСТРИБЬЮТОР

(495) 234-0636
INFO@PROSOFT.RU

WWW.PROSOFT.RU

Реклама

генерируют довольно «лёгкую» информацию. К примеру, датчики и устройства на нефтеперерабатывающем заводе генерируют более 1 ТБ необработанных, так называемых «сырых» данных в день. Отправка всех этих данных для хранения и обработки в облако или ЦОД потребует существенных ресурсов в виде полосы пропускания интернет-канала, трафика и т.д. При этом зачастую большие затраты могут появиться и за счёт использования дополнительной энергии для подобной отправки. В случае сильно распределённой системы, которая при этом ещё и сильно удалена от основного ЦОДа или облака, подобная постоянная отправка такого объёма данных нерентабельна. Даже если компания обладает всей необходимой инфраструктурой, то всё равно будут дополнительные существенные задержки при передаче и обработке информации. Критически важные промышленные приложения должны иметь возможность анализировать необработанные данные как можно быстрее. Любая же неисправность на линии связи может привести к критическим последствиям вплоть до остановки производства.

Для того чтобы сократить расходы на передачу и хранение данных, уменьшить задержку, а также снизить нагрузку на сеть, приложения IIoT перемещают возможности AI и ML на «границу» сети, чтобы обеспечить более мощные возможности предварительной обработки «сырых» данных непосредственно в полевых условиях. Такое перемещение позволяет в том числе и принимать решения с помощью обученных моделей AI сразу на производстве с отправкой только информации о таком решении в ЦОД или основной сервер.

Ожидается, что к 2025 году объём данных, создаваемых и обрабатываемых на периферии предприятий, увеличится с 10% до 75%, а весь рынок промышленных устройств для ИИ значительно вырастет [4].

Для эффективного запуска моделей и алгоритмов искусственного интеллекта промышленным приложениям IIoT требуется надёжная аппаратная платформа на периферии.

Чтобы выбрать подходящую аппаратную платформу для приложения IIoT, необходимо учитывать ряд факторов:

- 1) требования ИИ к производительности аппаратной части;
- 2) уровень граничных вычислений;

3) поддерживаемые инструменты разработки;

4) условия эксплуатации устройства.

Далее мы более подробно рассмотрим каждый из этих факторов.

ТРЕБОВАНИЯ ИИ К ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ АППАРАТНОЙ ЧАСТИ

Существует три фазы создания приложений IIoT: сбор данных, обучение и вывод (обработка данных с последующими логическими выводами).

Поскольку для этих трёх этапов создания приложений для периферийных вычислений ИИ используются разные алгоритмы для выполнения разных задач, то каждый этап имеет свой собственный набор требований к производительности аппаратной части.

Сбор данных

Цель этого этапа — собрать большой объём информации для обучения модели ИИ. Сами по себе необработанные «сырые» данные бесполезны, поскольку

Нормирующие преобразователи
Коммуникационные устройства
Системы распределённого ввода/вывода

-40...+85°C

MAQ20

Надёжная система сбора и передачи данных



ETHERNET

RS-232 / RS-485

Modbus

- ✓ Низкая стоимость канала
- ✓ Высокая точность измерения – погрешность $\pm 0,035\%$
- ✓ Съёмная карта формата MicroSD для хранения данных
- ✓ Широкий диапазон напряжения питания 7–34 В пост. тока
- ✓ Компактность – 24 модуля ввода/вывода или 384 канала в стандартном 19" корпусе

Программное обеспечение от DATAFORTH

- ReDAQ – индивидуальное конфигурирование каждого канала, отображение параметров в виде графических форм
- IPEmotion – SCADA-система для отображения, управления и записи параметров



ОФИЦИАЛЬНЫЙ ДИСТРИБЬЮТОР

(495) 234-0636 • INFO@PROSOFT.RU • WWW.PROSOFT.RU





Рис. 5. AAEON SRG-3352



Рис. 6. Mustang V100-MX8 с Intel Movidius VPU



Рис. 7. TANK от iEi

Таблица 1

Технические характеристики AAEON SRG-3352

Процессор	ARM Cortex-A8 800 MHz RISC
Память	Напаянная DDR3L 1GB
Хранение данных	eMMC 8G
Слоты расширения	mPCIe x1, SIM, MicroSD
Порты ввода/вывода	RS-485(Phoenix Connector) x2, RJ-45 x2, USB 2.0 type A x1, micro USB
Питание	9...30 В, DC
Размеры	144×100×44 мм
Вес	512 г
Рабочая температура	от 0 до 60°C
Влажность	10...95%

ку информация может содержать дублирование, ошибки и резко отличающиеся значения. Предварительная обработка собранных данных на начальном этапе для выявления закономерностей, выбросов и недостающей информации также позволяет пользователям исправлять ошибки и смещения. В зависимости от сложности собираемых данных вычислительные платформы, используемые для сбора данных, обычно основаны на процессорах ARM Cortex или Intel Atom/Core. Как правило, для выполнения задач сбора данных более важно наличие достаточного набора портов ввода/вывода (I/O) и ЦПУ, а не графический процессор (GPU).

Обучение

Модели искусственного интеллекта необходимо обучать на самых современных нейронных сетях и ресурсоёмких алгоритмах машинного или глубокого обучения, которые требуют более высоких вычислительных мощностей, в том числе и мощных графических процессоров для

поддержки параллельных вычислений. Подобные вычисления используются для анализа больших объёмов собранных и предварительно обработанных данных. Обучение модели ИИ включает выбор модели машинного обучения и обучение её на собранных и предварительно обработанных данных. Во время этого процесса необходимо оценить и настроить параметры для обеспечения точности обучения. На выбор специалистам доступны многие обучающие модели и инструменты, в том числе стандартные среды проектирования DL, такие как PyTorch, TensorFlow, Keras, MXNet, Microsoft Cognitive Toolkit и Caffe. Обучение обычно проводится на специально отведённых машинах для обучения искусственного интеллекта или в службах облачных вычислений. Такие машины редко находятся на местах, а могут и вообще находиться в удалённом облаке.

Вывод

Заключительный этап включает в себя развёртывание обученной модели

Таблица 2

Технические характеристики TANK от iEi

Процессор	Intel XeonE3-1268LV5 2.4 ГГц Intel Core i7-7700T 2.9 ГГц Intel Core i5-7500T 2.7 ГГц Intel Core i7-6700TE 2.4 ГГц Intel Core i5-6500TE 2.3 ГГц
Память	8...32 ГБ DDR4 SODIMM
Хранение данных	2×2,5" SATA 6 ГБ/с с поддержкой RAID 0/1
Слоты расширения	x8 PCIe x2, половинный mPCIe, полноразмерный mPCIe с поддержкой mSATA
Порты ввода/вывода	USB 3.0 x4, USB 2.0 x4, RJ-45 x2, 4x RS-232, 2x RS-232/422/485, 8-bit DIO, VGA x1, HDMI/DP x1, Mic-in
Питание	9...36 В, DC
Размеры	121,5×255,2×205 мм
Вес	4,2 кг
Рабочая температура	от -20 до 60°C (при использовании i7 от -20 до 35°C)
Влажность	10...95%

ИИ на пограничном компьютере, чтобы он мог делать выводы и прогнозы на основе недавно собранных и предварительно обработанных данных быстро и эффективно. Поскольку на этапе принятия решений обычно требуется меньше вычислительных ресурсов, чем на обучение, для приложения AIoT может быть достаточно ЦПУ или облегчённого графического ускорителя. Тем не менее необходим инструмент для преобразования обученной модели для работы на специализированных периферийных процессорах или графических ускорителях, таких как Intel OpenVINO (рис. 4) или NVIDIA CUDA. Этап вывода также включает в себя несколько уровней граничных вычислений, к каждому из которых применяются свои требования.

УРОВНИ ГРАНИЧНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

Хотя обучение модели ИИ по-прежнему выполняется в облаке или на локальных серверах, сбор данных и логический вывод обязательно происходят на границе сети. Более того, поскольку этап вывода — это то место, где обученная модель ИИ выполняет большую часть работы (например, принимает решения или выполняет действия на основе недавно собранных данных), необходимо выбрать подходящую аппаратную платформу с соответствующей производительностью.

Нижний уровень периферийных вычислений

При низкоуровневых вычислениях в облако отправляется только небольшой объём полезных данных, что сокращает

время задержки, пропускную способность, потребление трафика, энергопотребление и затраты на оборудование. Платформа на базе ARM-процессора без дополнительных графических ускорителей может использоваться на устройствах PoT для сбора и анализа данных, чтобы принимать быстрые решения. Отличным примером аппаратной части для таких вычислений может являться компактная встраиваемая система для IoT AAEON SRG-3352 (рис. 5). Также стоит принять во внимание и другие компактные компьютеры из этой линейки. Полные технические характеристики данного аппаратного решения можно посмотреть в табл. 1.

Средний уровень периферийных вычислений

На этом уровне граничных вычислений могут обрабатываться уже более ресурсоёмкие задачи. Например, речь может идти об обработке видеоданных с камер машинного зрения или об интеллектуальной видеоаналитике среднего уровня. На этом уровне возможно использование высокопроизводительного ЦП, графического процессора начального уровня или видеопроцессора для ускорения вычислений (VPU) (рис. 6).

Например, процессоры серии Intel Core i7 (особенно свежих поколений Comet Lake и Rocket Lake) предлагают эффективное решение для компьютерного зрения с набором инструментов OpenVINO и программными ускорителями AI/ML, которые могут выполнять все необходимые логические действия на периферии промышленного предприятия. Для вычислений такого уровня отлично подойдёт линейка компью-

теров TANK от Тайваньского производителя iEi (рис. 7). Технические характеристики можно посмотреть в табл. 2.

Уровень высокопроизводительных вычислений

Высокотехнологичные вычисления подразумевают под собой обработку больших объёмов данных для экспертных систем искусственного интеллекта, которые используют более сложное распознавание образов, например, анализ поведения для видеонаблюдения в системах общественной безопасности для обнаружения нарушений или потенциально опасных событий. В таких системах уже однозначно используются различные «ускорители» — это и графические модули, карты VPU (Vision Processing Unit), и даже матрицы FPGA (Field-programmable Gate Array). Для таких вычислений можно использовать, например, систему ER-G800 от AdvantiX (рис. 8), подробные технические характеристики которой представлены в табл. 3.

ПОДДЕРЖИВАЕМЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ РАЗРАБОТКИ

Для различных аппаратных платформ доступно несколько инструментов, которые помогают ускорить процесс разработки приложений или повысить общую производительность алгоритмов искусственного интеллекта и машинного обучения (рис. 9).

Фреймворки глубокого обучения

Такой фреймворк представляет из себя готовую инфраструктуру для глубо-



Рис. 8. ER-G800 от AdvantiX

Технические характеристики ER-G800 от AdvantiX

Таблица 3

Процессор	Intel Xeon E-2228GE 3,7 ГГц Intel Core i7-9700E 3,6 ГГц Intel Core i7-8700/8700T – 3,2 ГГц / 2,4 ГГц
Память	4...64 Гб DDR4 SODIMM
Хранение данных	3×2,5" SATA 3.0 SSD/HDD или 2×2,5" SATA 3.0 SSD HDD+ 1 × u.2 NVMe SSD, 1 × CFast
Слоты расширения	x16 PCIe x1, x4 PCIe x2, 1 × mPCIe (PCIe 2.0 + USB 2.0) полноразмерный 1×mPCIe (USB 2.0) полноразмерный 1×Key-B 2242/3060 M.2 слот (USB 3.0) – подходит для 4G (5G) модема
Порты ввода/вывода	1×USB 3.1 (Gen2) + 1×USB 2.0 1×DB15 (4×GPI + 4×GPO + 1×CAN 2.0B (изолированный) + DR сигнал) 2×DB9 (RS-232/RS-422/RS-485) 4×USB 3.1 (Gen2), 2 × GbE (RJ45), 4/8 GigE (PoE) (опция) 1×VGA, 1 × HDMI 2×DB9 (RS-232/RS-422/RS-485)
Питание	9...36 В, DC
Размеры	201,7×176×350 мм
Вес	12 кг
Рабочая температура	От –30 до 60°C без GPU или VPU ускорителей
Влажность	10...95%



Рис. 9. Модель машинного обучения

кого обучения со всеми необходимыми инструментами. Если говорить проще, то это, по сути своей, готовые библиотеки. Такие фреймворки позволяют пользователям быстрее и легче создавать модели глубокого обучения, не сильно вдаваясь в основополагающие алгоритмы. Фреймворки глубокого обучения обеспечивают ясный и лаконичный способ определения моделей с использованием набора предварительно созданных и оптимизированных компонентов. Рассмотрим более подробно несколько подобных фреймворков.

TensorFlow — это на текущий момент один из популярнейших инструментов для обучения нейросетей. Наиболее удобным клиентским языком работы с TensorFlow является Python, но доступны и экспериментальные интерфейсы на JavaScript, C++, Java и Go [5]. TensorFlow обеспечивает быстрое создание прототипов, исследование и подготовку с помощью удобных API-интерфейсов на основе Keras, которые используются для обучения нейронных сетей. Даже такие гиганты, как DeepMind, Uber, AirBnB или Dropbox, выбрали этот фреймворк для своих нужд.

PyTorch представляет собой библиотеку машинного обучения с открытым исходным кодом, основанную на библиотеке Torch. Он оперирует динамически обновляемым графом, то есть позволяет вносить изменения в архитектуру в процессе работы. Фреймворк PyTorch был разработан для сервисов Facebook, но уже используется для собственных задач такими компаниями, как Twitter и Salesforce. В основном PyTorch используется для приложений машинного зрения и обработки речи [6].

Наборы инструментов для ускорения ИИ доступны от поставщиков оборудования и специально разработаны для ускорения приложений ИИ, таких как

машинное обучение и компьютерное зрение, на их аппаратных платформах.

Intel OpenVINO

Набор инструментов Open Visual Inference and Neural Network Optimization (OpenVINO) от Intel разработан, чтобы помочь разработчикам создавать надёжные приложения компьютерного зрения на платформах Intel. OpenVINO также обеспечивает более быстрый вывод для моделей глубокого обучения [7].

NVIDIA CUDA

CUDA Toolkit обеспечивает высокопроизводительные параллельные вычисления для приложений с ускорением на GPU во встроенных системах, центрах обработки данных, облачных платформах и суперкомпьютерах, построенных на CUDA (Compute Unified Device Architecture) от NVIDIA [8].

Условия эксплуатации устройства

Безусловно, одним из важнейших критериев выбора устройства для граничных вычислений с ИИ являются условия эксплуатации этого самого устройства. Компьютеры, развёртываемые в суровых промышленных условиях, должны иметь широкий диапазон рабочих температур и эффективные механизмы рассеивания тепла для обеспечения надёжности в жаркую погоду. Для некоторых промышленных отраслей также требуются и соответствующие сертификаты или разрешения. Это может быть как взрывобезопасность, так и защита от ударов и вибраций при использовании оборудования в цеху или даже на транспорте. Зачастую при выборе устройств приходится иметь дело и с ограниченным пространством для монтажа, так как система может быть

развёрнута в шкафу со всеми вытекающими ограничениями. Тут будут более востребованы компактные решения. В некоторых случаях условия эксплуатации могут быть ещё суровее — компьютер может эксплуатироваться на улице и без защиты от пыли и влаги. В таком случае компьютер должен обладать высокой степенью пыле- и влагозащиты и иметь расширенный температурный диапазон. Например, такими характеристиками обладает компактный защищённый встраиваемый компьютер от AdvantiX — ERX-50. Он защищён в соответствии с рейтингом IP 68, имеет защищённые разъёмы M12 и может эксплуатироваться в температурном диапазоне от -40 до 70°C (рис. 10).

Как правило, для устройств IoT важны и беспроводные протоколы связи, при этом с повышенной надёжностью. Речь может идти как про Wi-Fi-сети, так и про поддержку нескольких SIM-карт при работе со встроенным LTE-модемом. Такой модем может обеспечить гарантированную передачу данных даже в случае выхода местной беспроводной сети из строя, поэтому может быть очень важен в критических точках на производстве.

Выводы и заключение

Использование возможностей искусственного интеллекта и машинного обучения в граничных вычислениях позволяет компаниям повысить операционную эффективность и снизить риски для их промышленных приложений. При этом также можно говорить и о снижении затрат на производстве при грамотном использовании ИИ с правильно обученными моделями. При этом выбор правильного программного решения так же важен, как и выбор подходящей аппаратной части. При таком выборе необходимо правильно сопоставить задачу устройства и его производительность. Она должна быть достаточной, чтобы обеспечивать полноценную работу устройства, но не



Рис. 10. Ультразащищённый встраиваемый ПК AdvantiX ERX-50

быть избыточной, чтобы избежать лишних затрат на оборудование. ●

ЛИТЕРАТУРА

1. Кабачник Д. Граничные вычисления в промышленности // Современная электроника. 2021. № 4.
2. Edge computing. Обеспечение конкурентного роста в цифровой экономике, Джейсон Манн, вице-президент подразделения SAS IoT.
3. What's Your Data Strategy? The key is to balance offense and defense // Harvard Business Review (May – June 2017).
4. AIoT – How IoT Leaders are Breaking Away, SAS GLOBAL STUDY [Электронный ресурс] // URL: <https://www.sas.com/content/dam/SAS/documents/marketing-whitepapers-ebooks/third-party-whitepapers/en/aiot-how-iot-leaders-are-breaking-away-110944.pdf>.
5. Ресурсы TensorFlow – Модели и наборы данных. [Электронный ресурс] // URL: <https://www.tensorflow.org/resources/models-datasets>.
6. Официальный сайт PyTorch Framework. [Электронный ресурс] // URL: <https://pytorch.org/features/>.
7. How It Works – OpenVINO – официальный сайт Intel. [Электронный ресурс] // URL: <https://software.intel.com/content/www/us/en/develop/tools/openvino-toolkit/usage.html>.
8. Официальный сайт NVIDIA. [Электронный ресурс] // URL: <https://developer.nvidia.com/cuda-toolkit>.

**Автор – сотрудник
фирмы ПРОСОФТ
Телефон: (495) 234-0636
E-mail: info@prosoft.ru**

НОВОСТИ НОВОСТИ НОВОСТИ НОВОСТИ НОВОСТИ НОВОСТИ

Компания Advantech запускает новую серию модульных систем сбора данных – iDAQ, ориентированную на рынок тестирования и измерений



Рынок оборудования для испытаний и измерений стремительно развивается, пытаясь не отставать от таких быстрорастущих технологий, как электромобили, связь 5G, технологии Интернета вещей и искусственного интеллекта, которые, в свою очередь, создают потребность в новых требованиях к испытаниям. Компания Advantech выпускает новую серию систем сбора данных – iDAQ. Это модульная система сбора данных, включающая в себя непосредственно само шасси iDAQ-900 и модули сбора данных iDAQ-700 и iDAQ-800.

Модульная конструкция и возможность масштабируемости

Фактически серия iDAQ разделяет традиционные функции карт PCI/PCIe и USB-модулей на несколько более мелких функциональных блоков. В отличие от традиционных многофункциональных плат с вводом/выводом и их фиксированными функциями, каждый модуль iDAQ системы имеет только один тип функции, например, цифровой вход, аналоговый вход или даже вход IEPe. Что позволяет создавать различные комбинации модулей и спецификации для своей индивидуальной системы iDAQ, которая будет более точно соответствовать различным сценариям тестирования и измерений.

Модули iDAQ поддерживают горячую замену, что упрощает обслуживание. Данная возможность позволяет избежать неудобств, связанных с выключением и последующим перезапуском критически важного оборудо-

вания, такого как серверы, которые должны работать непрерывно. Кроме того, в лабораторных сценариях типы измерительных сигналов могут варьироваться от одной тестовой программы к другой в соответствии с фактическими потребностями, поэтому функции горячей замены системы сбора данных очень полезны для лаборантов при замене модулей в соответствии с требованиями проекта.

Точная синхронизация по времени и гибкая настройка

Конструкция шасси серии iDAQ-900 обеспечивает быстрый доступ к шине на задней панели для подключения модулей iDAQ. Все модули ввода/вывода можно синхронизировать с часами на материнской плате шасси, чтобы выполнять замеры по всем каналам одновременно. Кроме того, шасси оснащены двумя механизмами отсчета времени, что позволяет одновременно запускать несколько модулей ввода/вывода на независимых частотах.

Модули сбора данных могут быть сконфигурированы на входные или выходные сигналы, а также как на одиночные импульсы, так и на тактовые сигналы. Что обеспечивает большую гибкость для полевых приложений, которым необходимо синхронизироваться с внешними устройствами или запускать их просто импульсами.

Прочная конструкция для различных условий эксплуатации

Конструкция iDAQ системы прошла испытания на случайную вибрацию с силой 5 Grms

и ударную нагрузку 30g, которые рассчитаны на то, чтобы выдерживать самые экстремальные сценарии вибрации. В серии iDAQ используется корпус из алюминиевого сплава, что обеспечивает лучшие характеристики электромагнитной совместимости. И наконец, диапазон рабочих температур составляет от –20 до 60°C, что делает возможным применение системы не только в помещениях, но и в соответствующих уличных условиях.

Состав системы:



iDAQ-934 – 4-слотовое шасси со встроенным интерфейсом USB 3.0 SuperSpeed



iDAQ-964 – 4-слотовое шасси с интерфейсом PCIe для подключения к ПЛК серии AMAX-5000 либо AMAX-658

- iDAQ-731 – 16-канальный модуль с изолированным дискретным вводом и выводом
- iDAQ-751 – 48-канальный модуль дискретного ввода/вывода TTL
- iDAQ-763D – 16-канальный модуль вывода SSR
- iDAQ-801 – 4-канальный модуль аналогового ввода 24-бит, 256 kS/s на канал
- iDAQ-817 – 8-канальный модуль аналогового ввода 16-бит, 200 kS/s на канал
- iDAQ-821 – 4-канальный модуль аналогового вывода 16-бит, 10 kS/s на канал
- iDAQ-841 – 8-канальный модуль аналогового вывода 16-бит, 1 MS/s на канал. ●