

Концепция методики использования нейроморфных процессоров для автоматизации контрольных операций при производстве машиностроительной продукции

Н. О. Шошков¹, А. М. Кирсанов², Н. Д. Лускарев¹

¹Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

²Unirock Partners, Австралия, Сидней
noshoshkov@etu.ru

Аннотация. Выполнение контрольных операций на производстве требует использования когнитивных способностей человека (распознавание, сравнение, и др.). Автоматизация контрольных операций с использованием вычислительной техники на базе архитектуры ЦПУ (x86) потребует значительных вычислительных ресурсов, стоимость которых значительно выше стоимости «ручного» труда. Предлагается концепция методики для постепенной замены отдельных контрольных операций, выполняемых вручную, на автоматические станции контроля на базе нейроморфных процессоров (НП).

Ключевые слова: нейроморфные процессоры; цифровые двойники производственных процессов; искусственные нейронные сети

I. ВВЕДЕНИЕ

Современное производство машиностроительной продукции, например, легковых автомобилей, отличается высоким уровнем автоматизации основных технологических операций (штамповка панелей, сварка и окраска кузовов) путем роботизации этих процессов и создания интегрированных систем управления предприятием [1]. В то же время, значительное число контрольных операций между автоматическими линиями (проверка качества на отдельных производственных этапах, проверка соответствия спецификации) выполняется вручную, так как требуют использования когнитивных навыков человека (распознавание изображения в сложных условиях, поиск дефектов), а возможности вычислительной техники, сенсоров и программного обеспечения не позволяют решить эту задачу экономически эффективно.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В данной работе предлагается концепция методики для автоматизации отдельных контрольных операций, выполняемых вручную, с помощью программно-аппаратных комплексов (ПАК) на базе нейроморфных процессоров [2, 7]. В качестве примера при разработке идеи была взята станция проверки соответствия уникального номера изделия (VIN – vehicle identification number – идентификатор автомобиля) на автомобильном предприятии при передаче его между цехами. Эта методика подойдет тем производственным компаниям, которые уже достигли определенного уровня развития систем автоматизированного управления производством, и используют системы КИС (корпоративные

информационные системы) и АСУ ТП (автоматизированные системы управления технологическими процессами) класса MES (Manufacturing Execution System) для управления технологическими процессами (второй и/или третий уровень в соответствии с классификацией в работе [1]) и стремятся их совершенствовать, повышая уровень автоматизации производственного управления и контроля до четвертого и пятого уровней [1].

III. ВАРИАНТЫ РЕАЛИЗАЦИИ АВТОМАТИЗАЦИИ СТАНЦИИ

В основе предлагаемой методики – использование нейроморфных процессоров с заранее «обученными» искусственными нейронными сетями [3] на базе алгоритма Собеля [4, 5] для распознавания изображения. Эта методика позволит реализовать энергоэффективное [7] и экономичное решение задачи автоматизации контрольных операций, требующих когнитивных функций человека.



Рис. 1. Точки автоматизированного контроля VIN между цехами

В настоящий момент проверка соответствия данных VIN, выгравированного на кузове, выполняется в автоматизированном режиме. Операция заключается в сравнении оператором фотографии с VIN, с системными данными в MES и выполняется для кузовов, которые перемещаются между цехами Сварки и Окраски, Окраски и Сборки (рис. 1):

- конвейерная тележка с кузовов останавливается на специально оборудованной станции между цехами;
- выполняется фотографирование VIN и передача фотографии в операторскую по локальной сети в программу управления конвейерной линией;
- оператор сверяет данные на мониторе с данными в MES;
- в случае несоответствия данных, оператор выполняет действия, предусмотренные инструкцией.

В статье описываются схемы для двух подходов при создании ПАК для автоматического распознавания изображений:

- на базе классической архитектуры процессора x86 [6] с ручной настройкой программы для распознавания [8] (существующий подход);
- на базе нейроморфного процессора, работающего на заранее обученной искусственной нейронной сети, использующей алгоритм Собеля для распознавания знаков (перспективное решение).

Задача распознавания образов и анализа изображения относится к одному из основных направлений в области искусственного интеллекта – задаче восприятия (обработка зрительной информации и соотнесение ее с обработкой текстовой информации).

Для решения этой задачи требуются компьютеры с высокой производительностью. Процессоры на базе архитектуры x86 отличаются относительно высоким уровнем потребляемой электроэнергии. Выполнить поставленные вычислительные задачи можно с помощью компьютеров на базе нейроморфных процессоров. Нейроморфный процессор, в отличие от традиционной архитектуры x86, содержит большое количество ядер, каждое из которых, в свою очередь, содержит планировщик заданий, собственную память типа SRAM и маршрутизатор для связи с другими ядрами [2, 7]. Такая модель позволяет избежать большого количества обменов данных и команд между памятью и центральным процессором. Как следствие, достигается большая энергоэффективность работы ПАК и повышается его быстродействие.

А. Текущее решение

Существующий ПАК для распознавания VIN на неокрашенном кузове в цехе Сварки построен с использованием промышленного компьютера с четырьмя процессорами Intel Core2 Q8300 2.5 ГГц и видеокамерой с матрицей 1/1.8'' с максимальным разрешением 1624×1224 пикселей, делающей 29 кадров в секунду (табл. 1).

После того как кузов на тележке подъехал к станции проверки соответствия VIN на конвейере, автоматизированная система фотографирует VIN посимвольно при помощи регистрирующего видеосредства. Далее компьютер, выступающий как устройство внешнего контроля, циклически проводит поочередное сравнение каждого символа с формированием оценочного коэффициента и сдвиг обработчика к следующему символу, пока эти символы в VIN номере не закончатся. На основании коэффициента определяется, соответствует ли номер ожидаемому. Обработывающий компьютер имеет архитектуру x86, работающий на заранее обученной ИНС, которая умеет работать с изображениями описанным выше способом (рис. 2).

Особенностью данного ПАК является относительно высокое энергопотребление процессоров (0.4 кВт), невысокая производительность (160 GFLOPs) [9] и необходимость в ручной проверке соответствия VIN данным в системе, так как вероятность ошибочного распознавания символов достаточно высокая. В то же время необходимо отметить, что выбор такого процессора обусловлен необходимостью эксплуатации

компьютера в условиях производства (повышенное содержание пыли, вибрации и другие негативные факторы внешней среды).

ТАБЛИЦА 1. ТЕХНИЧЕСКАЯ СПЕЦИФИКАЦИЯ СУЩЕСТВУЮЩЕГО РЕШЕНИЯ НА БАЗЕ АРХИТЕКТУРЫ X86

Название компонента	Ед. изм.	Спецификация
Механическая часть	1 компл.	Механическая часть для комплекта
Видеокамера	1 шт.	Матрица 1/1.8'', 4.4 мкм, макс. разрешение 1624 × 1224 при 29 к/с
Объектив	1 шт.	Кратность увеличения: × 0.03 Поле зрения: 150 × 112.5 мм
Светодиод	4 шт.	Линейная диодная матрица
Сетевая интерфейсная плата	1 шт.	Локальная вычислительная сеть (Ethernet)
ПК	1 шт.	Промышленный компьютер (ЦПУ Intel Core2 Q8300 2.5 ГГц - 4 шт., в/карта NVIDIA GeForce GT610)
Потребляемая мощность 1 процессора	Вт	95 Вт
Производительность	GFLOPS	40
Монитор	1 шт.	19''
Корпус	1 шт.	Ш (600 мм) × Д (640 мм) × В (1600 мм)
Библиотека изображений	1 шт.	Matrox (сопоставление с образцом)
Программное обеспечение	1 экз.	ПО для проверки гравировки на кузове автомобиля
Прочее	1 компл.	Кабеля и другие материалы

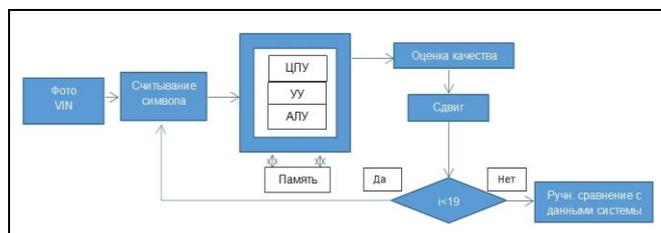


Рис. 2. Описание алгоритма работы существующей станции распознавания VIN на базе архитектуры x86

В. Предлагаемое решение

Предлагается решение на базе нейроморфного процессора (НП) [7]. В зависимости от применяемого типа НП (табл. 2), последний применяется либо вместе с ПК на базе архитектуры x86 (модуль NM Stick [10]) или вместо него (модули NVIDIA® [11, 13] или Intel® [12]). Но обязательным условием является предварительное создание и обучение ИНС на основе имеющейся библиотеки изображений. Отличительной особенностью данного решения является низкое энергопотребление (2–20 Вт) и высокая производительность (470–1300 GFLOPs).

Для работы с компьютеров на базе нейроморфных процессоров и нейроморфными вычислительными модулями могут понадобиться специалисты, имеющие опыт работы с программными пакетами для работы с компьютерным зрением. Например, Intel® Movidius™ Myriad™ X VPU поставляется с расширенным пакетом SDK, который содержит все платформы разработки

программного обеспечения, инструменты, драйверы и библиотеки для реализации пользовательских приложений обработки изображений, видения и глубокого обучения на Intel® Movidius™ Myriad™ X VPU. Для глубокой разработки нейронных сетей SDK включает компилятор нейронных сетей, который позволяет разработчикам быстро переносить нейронные сети из обычных платформ, таких как Caffe * и TensorFlow *, с помощью инструмента автоматического преобразования и оптимизации, который обеспечивает максимальную производительность при сохранении точности сетевой модели [14].

Другим параметром является автономность работы нейроморфного компьютера от персонального компьютера типа x86. Например, программный модуль NMDL позволяет запускать предварительно обученную глубокую сверточную нейронную сеть на вычислительных модулях MC121.01, MC127.05, NMStick, NMCard и на симуляторе модуля MC127.05. Программный модуль состоит из 2 частей. Одна часть работает на персональном компьютере (хост) под управлением 64 разрядных ОС Microsoft® Windows 7/10 или Linux, другая часть запускается и работает на процессоре вычислительного модуля. Связь устройств MC121.01 и NMStick с хостом осуществляется по каналу USB2.0, для связи модулей MC127.05 и NMCard с хостом используется интерфейс PCIe [10].

IV. ПЕРСПЕКТИВЫ ВНЕДРЕНИЯ ПРЕДЛАГАЕМОГО РЕШЕНИЯ

Предлагаемая методика может быть использована при автоматизации следующих видов контрольных операций на машиностроительном предприятии:

- распознавание значений и символов для проверки соответствия фактической информации и данным в системе;
- поиск дефектов на поверхности панелей неокрашенного и окрашенного кузова на разных технологических стадиях – до и после нанесения различных материалов (герметик, катафорез, грунт, краска).

Информационные системы, реализующие эту методику, авторы относят к КИС и АСУ ТП характерных для четвертого и пятого уровней цифровых двойников производственных процессов на машиностроительном предприятии [1].

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ.

Предлагаемое решение является примером для разработки перспективной методики по полной автоматизации отдельных контрольных операций на производстве машиностроительной продукции. В основе методики лежит предварительный анализ контрольной операции, оценка сложности распознаваемого изображения и возможности использования нейроморфных процессоров и искусственных нейронных сетей. Для простых задач возможно использовать традиционные решения на базе архитектуры x86, для сложных необходимо использования решения на базе нейроморфных процессоров.

ТАБЛИЦА II.

АНАЛИЗ ПАРАМЕТРОВ НЕЙРОМОРФНЫХ ПРОЦЕССОРОВ.

Параметр для сравнения	Нейроморфные процессоры				
	Модуль NM Stick [10]	NVIDIA Jetson TX2 [11]	Intel® Movidius™ Myriad™ X Vision Processing Unit (VPU) [12,14]	NVIDIA Jetson Nano [13]	NVIDIA Jetson TX2 NX [13]
Программные библиотеки	NMDL (Neuro Matrix® DeepLearning)	Пакет драйверов NVIDIA Linux для Tegra®, включая пример файловой системы на основе Ubuntu	SDK с библиотеками для глубокого обучения	JetPack SDK	JetPack SDK
Рек. стоимость, \$	н/д	н/д (нет данных)	н/д	99 \$	н/д
Автономность	Подключ. к ПК (x86)	Независимый компьютер с встроенным модулем для использования искусственного интеллекта			
Потребляемая мощность модуля, Вт	2	10-20	н/д	5 - 10	7.5 - 15
Произв GFLOPs	н/д	1260	1000	472	1330
Особенности интерфейса чел.-машин. взаимодействия	доп. операций программирования не требует	работа с JetPack SDK	Платформа FLIC [17]	JetPack SDK	JetPack SDK

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Шошков Н.О., «Цифровые двойники и организация информационно-управляющего взаимодействия в логистической цепи дискретного производства» // доклад на XVIII Санкт-Петербургской международной конференции «Региональная информатика (РИ-2022)», Санкт-Петербург, 28 октября 2022, 2-ое пленарное заседание конференции.
- [2] Галушкин А.И. «Нейрокомпьютеры. Кн 3»: Учеб. Пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. М.: ИПРЖР, 2000. 528 с.: ил. (Нейрокомпьютеры и их применение).
- [3] Цехановский В.В., Мельников В.Б., Бутырский Е.Ю., Куликов И.А., Жукова Н.А. «Искусственные нейронные сети. (Бакалавриат, Магистратура): Учебник /под.ред. В.В. Цехановского. Изд-во: КноРус. 2023 г. 352 с.
- [4] Kirsanov A., A.Vavilin, K-H. Jo, «Vector Processing Contours» // Proceedings “The 5th International Forum on Strategic Technology”, Oct.13-15, 2010, Ulsan, Korea

- [5] Дуда Р., Харт П., «Распознавание образов и анализ сцен / Пер. с англ. Г.Г. Вайнштейна и А.М. Васьяковского. Под ред. В.Л. Стефанюка. М. Мир 1976г. 512 с.
- [6] Харрис, Харрис, «Цифровая схемотехника и архитектура компьютера, 2-ое издание», 2013
- [7] Zheng, N. & Mazumder, P., «Learning in energy-efficient neuromorphic computing: algorithm and architecture co-design». 2020. s.l.:Wiley-IEEE Press.
- [8] Руководство по использованию и эксплуатации VIN Laser Marking System.
- [9] <https://www.intel.co.uk/content/www/uk/en/products/details/processors.html>
- [10] https://www.module.ru/uploads/pages/nmdl_ru.pdf
- [11] <https://www.nvidia.com/ru-ru/autonomous-machines/embedded-systems/jetson-tx2/>
- [12] <https://www.intel.co.uk/content/www/uk/en/products/sku/204770/intel-movidius-myriad-x-vision-processing-unit-0gb/specifications.html>
- [13] <https://developer.nvidia.com/embedded/jetson-nano>
- [14] <https://www.intel.in/content/www/in/en/products/docs/processors/movidius-vpu/myriad-x-product-brief.htm>