

ПЛЕНАРНЫЕ ДОКЛАДЫ

В.А. Головки, А.А. Крощенко
Беларусь, Брест, БрГТУ

ОБНАРУЖЕНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ МАРКИРОВКИ ПРОДУКЦИИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ

Постановка задачи детекции маркировки. Применение нейронных сетей в промышленных целях является актуальным направлением машинного обучения. Это особенно относится к задачам детекции объектов в регулярных производственных процессах. К таким задачам относится обнаружение объектов, движущихся по производственной линии. Важно, чтобы подобные операции выполнялись очень быстро.

Перед нами была поставлена задача обнаружения и распознавания цифр в маркировке молочной продукции, производимой ОАО “Савушкин продукт” [1]. В качестве исходных данных используется видеопоток, получаемый посредством RGB-камеры, установленной над производственной линией. Этот поток характеризуется скоростью 76 кадров в секунду. Пример одного кадра представлен на рис. 1.



Рисунок 1 – Пример кадра из обрабатываемого видеопотока

В нашей задаче временное окно для обработки одного кадра из видеопотока составляет 13 миллисекунд. Нейросетевых архитектур, способных осуществлять детекцию объектов за такой интервал времени при условии ограниченности машинных ресурсов (например, с помощью мобильного устройства), пока не существует. Поэтому целесообразно производить предварительную «облегченную» оценку кадра.

Архитектура системы распознавания. Система распознавания маркировки состоит из 4 нейронных сетей (рис. 2).

Первая сеть (c11) является классификатором на базе сверточной нейронной сети, определяющим положение крышки с маркировкой в кад-

ре. Основных положений четыре – по мере удаленности от центра кадра. Класс 1 описывает минимальную удаленность от центра кадра.

В случае, если кадр был отнесен к классу 1, он передается далее на вторую нейронную сеть (cl2). Данная сеть, также, как и первая, представляет собой классификатор и служит для определения наличия дефектов маркировки. К этим дефектам могут быть отнесены случаи: полное или частичное отсутствие маркировки, искажения маркировки. В нашем случае второй классификатор осуществляет определение отсутствия маркировки. В случае, если дефект был выявлен, система оповещает об этом оператора. Иначе кадр передается на следующую нейросеть.

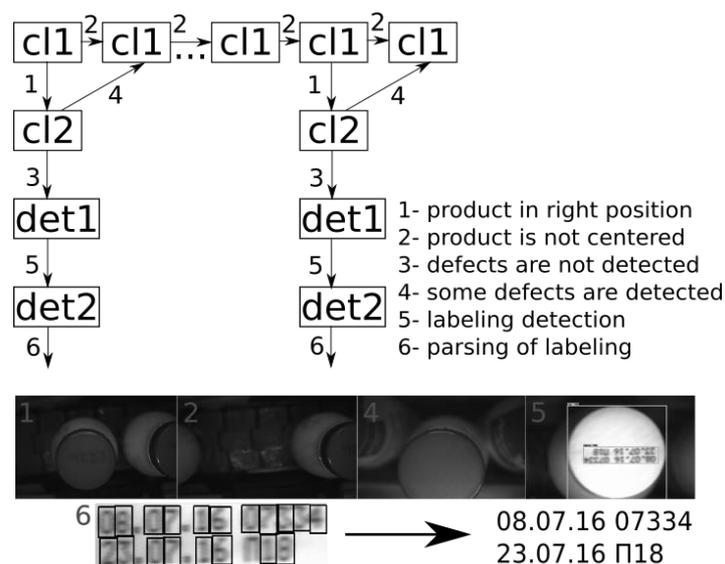


Рисунок 2 – Архитектура системы обнаружения и распознавания

Третья нейросеть (det1) является детектором и осуществляет поиск крышки и маркировки в кадре. Здесь в качестве архитектуры была выбрана сеть SSD [2] на базе классификатора MobileNet [3].

Четвертая сеть (det2) также является детектором SSD-MobileNet и осуществляет поиск отдельных цифр в маркировке. После этого выполняется формирование даты производства товара и определение ее корректности в соответствии с заранее заданным шаблоном.

Обучающие выборки. Для формирования обучающей выборки первого классификатора мы использовали детектор Faster R-CNN (на базе предобученного классификатора ResNet50) [4]. Задача этой сети – максимально точная разметка выборки по степени удаленности объекта (крышки) от центра кадра (используется евклидово расстояние).

Для обучения классификатора 2 нами были вручную подготовлены данные, представленные кадрами с крышками без маркировки. Для этого со всех имеющихся кадров обучающей выборки для классификатора 1, соответствующих классу 1, были удалены маркировки. Тем самым, полу-

чены две группы изображений, представители первой из которых содержат крышку с маркировкой, а второй – без маркировки.

Обучающая выборка для первого детектора содержит 830 изображений, а для второго – только 95. Это связано с тем, что изображения из второй выборки включают больше детектируемых объектов и это частично компенсирует малый размер выборки.

Результаты. Применение SSD-модели позволяет достичь эффективности детекции в 99% (mAP = 0.99) для обнаружения крышки и 97% для компонентов маркировки (цифр). Кроме этого, скорость обработки позволяет успешно обнаруживать маркировку в видеопотоке со скоростью 76 кадров в секунду. Это становится возможным благодаря параллельному режиму функционирования нейронных сетей, которые входят в систему.

Результаты обнаружения первым и вторым детектором изображены на рис. 3.

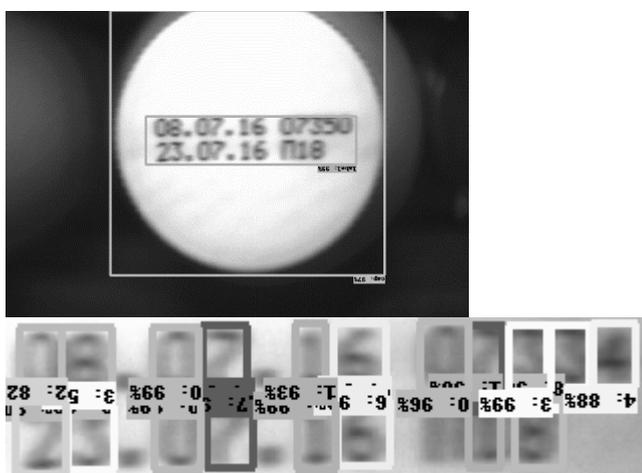


Рисунок 3 – Результаты работы детекторов

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Golovko, V.A. Integration of artificial neural networks and knowledge bases / V.A. Golovko, V.V. Golenkov, V.P. Ivashenko, V.V. Taberko, D.S. Ivaniuk, A.A. Kroshchanka, M.V. Kovalev // Open semantic technologies for designing intelligent systems (OSTIS'2018): materials of the International Science and Technology Conf. Minsk, February 15-17, 2018). – Minsk: BSUIR, 2018. – P. 133–145.

2. Golovko, V. Principles of decision-making systems building based on the integration of neural networks and semantic models / V. Golovko, A. Kroshchanka, V. Ivashenko, M. Kovalev, V. Taberko, D. Ivaniuk // Open Semantic Technologies for Intelligent Systems (OSTIS'2019). – Minsk: BSUIR, 2019. – P. 91–102.

3. Howard, A.G. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications / A. G. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, M. Andreetto, H. Adam // arXiv [Web-resource]. – 2017. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1704.04861.pdf>. – Date of access: 10.09.2019.

4. Ren, S. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun // arXiv [Web-resource]. – 2016. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf>. – Date of access: 10.09.2019.

Е.И. Кульгун

Беларусь, Брест, БрГУ имени А.С. Пушкина

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ АППРОКСИМАЦИИ ФУНКЦИЙ И ОПЕРАТОРОВ

Слово «аппроксимация» в своём первоначальном значении в математике означает замещение каких-либо математических функций или расчётных схем другими, приближённо выражающими их, эквивалентными им в определённом отношении, а также более простыми функциями или расчётными схемами, для которых уже существуют или могут быть получены известные решения.

Аппроксимирующие выражения и схемы должны по возможности точно выражать характер аппроксимирующей функции или схемы и в то же время быть как можно проще, чтобы и математические решения были более простыми. Надо подчеркнуть, что для одного режима функционирования технической системы может оказаться предпочтительнее один вид аппроксимации, для других режимов – другие виды.

Методы теории аппроксимации функций и операторов имеют многочисленные приложения в математике и математической физике: теории нелинейных колебаний, теории диффузии, квантовой физике, экономике.

Программная реализация алгоритмов аппроксимации является актуальной задачей, так как это позволяет провести сравнительный анализ рассматриваемых алгоритмов на различных задачах. Скриншот приложения, созданного автором, представлен на рисунке.

Таким образом, было создано веб-приложение, в котором реализован метод «Сравнительный анализ». В данном методе рассмотрены такие алгоритмы, как кубическая интерполяция, отрезок тригонометрического ряда Фурье и отрезок ряда Фурье по полиномам Чебышева I рода. В реализованном методе можно увидеть, как отличаются методы друг от друга, посмотреть разницу погрешностей.