

## ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО СКЛАДСКОГО УЧЁТА

Хохлов М.Р.

*МИРЭА - Российский технологический университет, 119454, Россия, г. Москва, проспект Вернадского, 78, e-mail: zoorj@yandex.ru*

---

**В статье представлена реализация системы складского учёта на основе компьютерного зрения в режиме реального времени. Идентификация объектов хранения выполнена на базе детектора YOLOv4, идентификация сотрудников реализована по технологии распознавания лиц с применением библиотеки dlib. Описан способ создания уникального набора данных для обучения YOLOv4 на основе модифицированной технологии аугментации CutMix.**

---

Ключевые слова: система автоматизации складского учета, компьютерное зрение, YOLOv4, технология аугментации данных, распознавание изображений, сверточные нейронные сети.

## APPLICATION OF COMPUTER VISION TECHNOLOGY IN AUTOMATED WAREHOUSE ACCOUNTING SYSTEMS

Khokhlov M.R.

*MIREA - Russian Technological University, 119454, Moscow, 78 Vernadskogo Avenue, Russia, e-mail: zoorj@yandex.ru*

---

**The article presents the implementation of a warehouse accounting system based on computer vision in real time. Identification of storage objects is performed on the basis of the YOLOv4 detector, identification of employees is implemented using face recognition technology using the dlib library. A method for creating a unique data set for YOLOv4 training based on the modified CutMix augmentation technology is described.**

---

Key words: warehouse control automation system, computer vision, YOLOv4, data augmentation technology, image recognition, convolutional neural networks.

### Введение

Одной из самых быстроразвивающихся областей глубоких нейронных сетей является область компьютерного или машинного зрения. Применение нейронных сетей в задачах распознавания образов и классификации позволило увеличить диапазон задач, решаемых системами. Появляются автоматизированные системы видеонаблюдения [1], беспилотные автомобили [2], автоматические системы контроля качества [3]. Так же происходит внедрение компьютерного зрения в автоматические системы складского учёта [4]. Но пока подобные технологии могут позволить себе только крупные корпорации такие как AMAZON [5]. Но с каждым годом стоимость внедрения подобных технологий будет снижаться, а выгода от применения будет постепенно возрастать.

### Исходные условия

Процесс ведения учёта на складе можно представить в виде двух задач:

- идентификация объекта,
- хранение информации об объекте и его перемещении во времени.

Данные задачи напрямую не зависят друг от друга.

### Основные способы идентификации

Самыми распространёнными методами идентификации объектов на складе являются:

1. Идентификация по документам.
2. Идентификация по штрихкоду.
3. Идентификация с помощью RFID меток.
4. Идентификация с помощью анализа изображения.

Рассмотрим отдельно каждую реализацию и выделим плюсы и минусы.

Идентификация по документам является одним из самых первых методов идентификации. Реализация данного метода возможна без использования технических средств. Достаточными условиями являются книга товаров, хранимых на складе и специально обученный персонал. Процесс идентификации заключается в нахождении на объекте информации о товаре (чаще всего в виде бирки) и поиск полученной информации в книге товаров.

Плюсы идентификации по документам:

- Низкая стоимость реализации
- Минимальное время внедрения

Минусы:

- Высокая вероятность ошибок
- Низкая скорость идентификации при увеличении объемов хранения
- Необходимость в штате сотрудников склада

#### **Идентификация по штрихкоду**

Данный метод идентификации является одним из самых распространённым на данный момент. Суть заключается в использовании технологии считывания штрихкодов. На каждый объект хранения при поступлении наносится штрихкод чаще всего в виде Data Matrix [17]. Для идентификации объекта к штрихкоду подносится портативный считыватель кодов на расстояние от 5 до 30 см [18]. Устройство выделяет уникальный идентификатор из штрихкода и посылает данные на серверную часть системы.

Плюсы:

- Низкая вероятность ошибок [18]
- Высокая скорость идентификации
- Низкая стоимость реализации (от 3000 \$) [19]
- Ниже требования к квалификации персонала

Минусы:

- Дальность распознавания штрихкода [18]
- Необходимость в наличие штрихкода на объекте
- Последовательное считывание

#### **Идентификация с помощью RFID меток**

Метод идентификации с использованием технологии RFID работает посредством считывания радиосигналов с меток [3]. Метка состоит из интегральной схемы для хранения и обработки информации и антенны. При появлении рядом с меткой считывателя, продуцирующего электромагнитное поле, метка посылает ответный сигнал. В сигнале может быть зашифрован уникальный идентификатор данной метки, что позволит отличить её сигнал, от сигнала другой. Дальность действия зависит от мощности считывателя и наличия у метки дополнительного питания. Максимальная дальность действия 15 м [20]. Метка чаще всего представляет собой гибкую карточку размерами от 2 см<sup>2</sup>.

Плюсы:

- Параллельное считывание
- Дальность действия
- Высокая скорость идентификации
- Низкая вероятность ошибок [21]
- Ниже требования к квалификации персонала

Минусы:

- Зависимость дальности считывания от её ориентации [21]
- Чувствительность к электромагнитным помехам
- Высокая стоимость реализации (от 30 000 \$) [22]
- Необходимость наличия RFID метки на объекте

#### **Идентификация с помощью анализа изображения**

Данная технология является самой новой из представленных. С повышением сложности задач, решаемых на пользовательских компьютерах, появилась возможность обрабатывать видеопоток в реальном времени используя только вычислительные ресурсы ПК. Тем самым позволяя реализовывать и внедрять всё более сложные методы компьютерного зрения. Одними из наиболее удачных методов распознавания объектов являются методы на основе глубоких нейронных сетей.

Предварительно обученная нейронная сеть способна идентифицировать объекты на изображении вне зависимости от их позиции и поворота относительно камеры, а также независимо от окружающей обстановки

[23]. Существующие реализации нейронных сетей позволяют не только идентифицировать объекты на изображении, но также и определить их положение и размер. Дистанция, на которой может происходить идентификация объекта зависит от разрешения камеры, размера объекта относительно кадра и модели нейронной сети. Экспериментальным путём был вычислен оптимальный размер объекта, при котором возможна идентификация с достаточной точностью, он составляет 1– 100% от общего размера изображения [24].

Плюсы:

Параллельное считывание

Дальность действия

- Высокая скорость идентификации [25]
- Низкие требования к квалификации персонала
- Низкая стоимость реализации (от 5000 \$) [26]

Минусы

- Зависимость от параметров окружающей среды
- Выше вероятность ошибок сравнительно с RFID – метками или штрихкодами

В результате изучения предметной области стало возможным сформировать требования для системы принимая во внимания все преимущества и ограничения технологий автоматизации складского учёта.

### **Постановка задачи на разработку системы автоматического складского учета на основе компьютерного зрения**

Необходимо разработать автоматизированную систему позволяющую вести учёт оборудования на складе компании. Предполагается, что системе требуются минимальные действия от сотрудника для корректного функционирования.

Основные задачи, которые должна решать система:

- 1) Идентификация сотрудника
- 2) Определение оборудования
- 3) Определение характера действий сотрудника над оборудованием
- 4) Сохранение информации в БД
- 5) Отображение текущего состояния склада с помощью веб-интерфейса без необходимости находиться на территории предприятия

Обязательной технологией при реализации системы, применительно к функции определения оборудования, является технология обнаружение объектов с помощью нейронных сетей.

Система может считаться выполненной, когда: более 90% действий на складе определяются корректно, идентификация сотрудника функционирует с более чем 95% точностью, полностью реализован веб-интерфейс системы. Действиями на складе считаются: возврат оборудования сотрудником на склад, изъятие оборудования сотрудником со склада, посещение склада сотрудником без дополнительных действий с оборудованием

Стандартные способы идентификации объектов складского учета (распознавание штрих-кодов и регистрация сигналов с RFID меток) не могут быть использованы, если нет возможности размещения штрих-кодов или RFID метки на объекте хранения. Для таких случаев автоматизированной идентификации можно использовать для распознавания объекта методы компьютерного зрения. Самым популярным способом решения задач идентификации объекта методами компьютерного зрения является применение архитектуры свёрточной нейронной сети (СНС), являющейся одной из разновидностей архитектуры глубоких нейронных сетей [1]. Основной принцип работы СНС заключается в подаче на вход сети растрового изображения, выделения основных признаков, их классификации и вывода результатов в массив, каждый элемент которого содержит: название распознанного объекта, уверенность в детектировании и позицию объекта на изображении. Существует большое количество практических реализаций данной архитектуры. Общим недостатком всех известных практических реализаций является отсутствие стопроцентной точности при проверке на реальных данных.

При автоматизации складского учета точность определения объекта хранения является одним из основных требований. Для повышения точности распознавания было использовано не одно изображение, а видеофрагмент. Чем больше кадров будет в видеофрагменте, тем выше уверенность в результатах детектирования. Если фрагмент содержит 150 кадров на 100 из которых был распознан фотоаппарат ZENIT E, а на 10 кадрах фотоаппарат ZENIT 122, то можно предположить, что детектирование ZENIT 122 является ошибочным, так как аппараты похожи по форме и размеру, что могло повлиять на результат распознавания.

При автоматизации складского учета предполагается, что система должна работать в реальном времени, а не хранить данные и постепенно производить анализ; следовательно, реализация СНС должна иметь высокую скорость работы одновременно с достаточной точностью распознавания. Иначе невозможно будет собрать

достаточное количество информации об объектах за 2-3 секунды нахождения их в поле зрения камеры. Исходя из требований в качестве системы распознавания был выбран детектор YOLOv4, имеющий самый высокой показатель скорости работы, выражаемый количеством кадров в секунду [2]. Существуют более точные реализации систем распознавания, но они имеют более низкую скорость работы сравнительно с моделью YOLOv4 [2].

Обучение систем распознавания на основе СНС подразумевает использование большого количества обучающих данных. Авторы YOLOv4 не указывают точное количество изображений для достижения высокой точности детектирования класса (объекта). На основании экспериментов было установлено, что для распознавания объектов с высокой точностью необходимо как минимум 1000 изображений одного класса. Увеличим это количество вдвое. Получается, необходимо как минимум 2000 изображений для одного класса. Если принять во внимание, что количество хранимых объектов на складе начинается от нескольких десятков и заканчивается несколькими тысячами, то для создания датасета необходимо большое количество времени. Для сокращения временного промежутка сбора данных для обучения и увеличения количества обучающих изображений была применена модифицированная технология аугментации данных CutMix. Алгоритм создания изображений заключается в следующем: запись объекта под разными углами на видео, извлечение объекта с каждого кадра видео, добавление объекта в случайное место на новый фон, сохранение информации об объекте в отдельный файл.

Для упрощения процесса выделения объекта из кадра видео записывается на зелёном фоне. После этого отделение объекта от фона становится возможным реализовать автоматически, без участия человека. Визуализация алгоритма приведена на рис. 1. Подобный метод аугментации позволяет автоматизировать процесс создания и разметки датасета. Для проверки работоспособности метода было записано видео с десятью объектами: фотоаппараты ZENIT E, ZENIT 122, Minolta dim 7i, видеокамера Philips M9000, штатив Benro T600, геймпады DualShock синего цвета, DualShock чёрного цвета, XboxPad, наушники Sennheiser HD 4.40 BT, квадрокоптер фирмы «Альянс».



Рис.1. Визуализация этапов создания изображения

После этого все видеозаписи были обработаны вышеописанным алгоритмом и на их основе создано более 45000 изображений и документов с описанием изображений, составившие основу датасета. Также в обучающий датасет вошли двадцать тысяч изображений не содержащих объектов распознавания. Это необходимо для того, чтобы сеть понимала, что наличие объектов на изображении не всегда гарантировано. Обучение сети YOLOv4 на GPU RTX 2060 Super (8 Гб GDDR6, 1650 МГц) с входным слоем с разрешением 512 x 512, с 10 классами и с использованием более 45 000 обучающих изображений заняло более двух дней. Для оценки результатов обучения было записано видео со всеми объектами, учувствовавшими в обучении и были вручную размечены все кадры видео. Это означает, что каждый кадр видео был проанализирован человеком на наличие искомым объектов. Количество изображений в датасете для проверки составляло более 1300 изображений. После чего средствами, предоставляемыми реализацией YOLOv4 с репозитория автора AlexeyAB [3] была вычислена средняя точность сети, составившая mAP 53,38%. Точность по каждому классу: ZENIT E – точность 46,09%, ZENIT 122 – точность 89,86%, Minolta dim 7i – точность 44,07%, Philips M9000 – точность 80,14%, Benro T600 – точность 14,23%, DualShock blue – точность 96,05%, DualShock black – точность 68,84%, XboxPad – точность 64,88%, Sennheiser HD 4.40 BT – точность 29,13%, Quadcopter Alliance – точность 0,48%. Аномально низкая точность у класса Quadcopter Alliance объясняется тем, что сеть уверенно распознаёт данный объект, но границы объекта, которые указывает сеть и границы, которые указал человек при создании проверочного датасета отличаются друг от друга

более чем на 50%. Однако низкая точность mAP класса Quadrocopter Alliance не отражается на общей точности системы.

Экспериментируя с поворотами и дистанцией объекта относительно камеры, можно было определить оптимальное положение объекта, при котором уверенность системы в его распознавании объекта максимальная. При внедрении системы на реальный склад можно требовать от персонала исполнения регламента работы со складом, в котором будет описано, как правильно проносить мимо камеры объекты для их правильной идентификации. Таким образом можно повысить точность распознавания всего видео фрагмента.

Для полной автоматизации системы складского учета помимо распознавания объектов хранения, необходимо распознавание лиц персонала. Используемая для этой цели технология также работает на основе СНС и включает три этапа: выявление всех лиц на изображении, анализ каждого лица с помощью СНС для выделения характеристик, сравнение известных лиц с только что распознанными лицами.

Для корректного функционирования данной реализации технологии распознавания лиц не требуется повторное обучение СНС на лицах сотрудников. Для реализации идентификации по лицу применялась библиотека dlib.

Так как точность идентификации лица также не будет стопроцентной, необходимо было применить тот же подход, что и с распознаванием объектов. Для принятия решения о личности сотрудника, посещающего склад, используется не один кадр, а видеофрагмент с лицом. Для увеличения времени нахождения лица в кадре и тем самым увеличения точности идентификации камера устанавливается перед входной дверью в помещение склада.

### **Заключение**

Разработанная система позволяет автоматизировать складской контроль. Точность системы уступает аналогам, реализованным по технологиям распознавания штрих кода или меток RFID, но предоставляет возможность отслеживать объекты, имеющие сложную геометрическую форму или имеющие подвижные части, не позволяющие должным образом закрепить штрихкод или RFID метку (объективы камер, квадрокоптеры, наушники). Точность представленной системы зависит не только от точности детектора, но и от методов обработки видеофрагментов. Достигнутые проектом результаты и разработанные рекомендации в формате Руководящих технических материалов (РТМ) переданы в ВИНИТ РАН (РАО) для распространения в образовательной индустрии.

### **Список литературы**

---

1. S. K. Sarvepalli Ливерпуль: Deep Learning in Neural Networks: The science behind an Artificial Brain // [https://www.researchgate.net/publication/331400258\\_Deep\\_Learning\\_in\\_Neural\\_Networks\\_The\\_science\\_behind\\_an\\_Artificial\\_Brain](https://www.researchgate.net/publication/331400258_Deep_Learning_in_Neural_Networks_The_science_behind_an_Artificial_Brain) [Дата обращения: 13 Май 2020]
2. S. Saha, «A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way,» 15 Декабрь 2018. [В Интернете]. Available: <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>. [Дата обращения: 13 Май 2020].
3. e. f. foundation, «Radio Frequency Identification (RFID),» EFF, 29 январь 2011. [В Интернете]. Available: <https://www.webcitation.org/5w6dl5sPq?url=http://w2.eff.org/Privacy/RFID/>. [Дата обращения: 13 май 2020].
4. R. Girshick, «Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation,» 22 Октябрь 2014. [В Интернете]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf>. [Дата обращения: 13 Май 2020].
5. R. Girshick, «Fast R-CNN,» 27 Сентябрь 2015. [В Интернете]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1504.08083.pdf>. [Дата обращения: 13 Май 2020].
6. S. Ren, «Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,» 6 Январь 2016. [В Интернете]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf>. [Дата обращения: 13 Май 2020].
7. P. Zhang, «SlimYOLOv3: Narrower, Faster and Better for Real-Time UAV Applications,» в Материалы конференции IEEE/CVF ICCVW 2019, Seoul, 2019.
8. W. Liu, «SSD: Single Shot MultiBox Detector,» 29 Декабрь 2016. [В Интернете]. Available: <https://arxiv.org/abs/1512.02325>. [Дата обращения: 13 Май 2020].
9. У. С. Мак-Каллок, «Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности,» 1943.
10. П. С. Минский М., Перцептроны, Москва: Мир, 1971.
11. А. О. Мелихова, «Методы поддержки принятия решения на основе нейронных сетей,» Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук, т. 9, № 1, pp. 52-59, 2015.
12. «Система видеонаблюдения в Москве,» TADVISER, [В Интернете]. Available: <http://www.tadviser.ru/a/316688>. [Дата обращения: 4 Май 2020].

13. Z. Wu, «Real-time Semantic Image Segmentation via Spatial Sparsity,» 1 Декабрь 2017. [В Интернете]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1712.00213.pdf>. [Дата обращения: 3 Май 2020].
14. «Computer Vision for Quality Control,» Softengi, [В Интернете]. Available: <https://softengi.com/blog/computer-vision-for-quality-control/>. [Дата обращения: 4 Май 2020].
15. K. Johnson, «AI startup Gather uses drones and computer vision for warehouse inventory,» VB, 15 Август 2019. [В Интернете]. Available: <https://venturebeat.com/2019/08/15/ai-startup-gather-uses-drones-and-computer-vision-for-warehouse-inventory/>. [Дата обращения: 2 Май 2020].
16. S. Bond, «Amazon introduces computer vision into warehouses,» Financial Times, 2 Июль 2019. [В Интернете]. Available: <https://www.ft.com/content/ce0a7828-97bd-11e9-8cfb-30c211dcd229>. [Дата обращения: 2 Май 2020].
17. ГОСТ Р ИСО/МЭК 16022-2008, 2008.
18. «GS1 DataMatrix Guideline,» Январь 2018. [В Интернете]. Available: [https://www.gs1.org/docs/barcodes/GS1\\_DataMatrix\\_Guideline.pdf](https://www.gs1.org/docs/barcodes/GS1_DataMatrix_Guideline.pdf). [Дата обращения: 3 Май 2020].
19. GS1, «Ask the experts GS1 DataMatrix,» 22 Апрель 2015. [В Интернете]. Available: [https://www.gs1.org/sites/default/files/askexpert\\_datamatrix.pdf](https://www.gs1.org/sites/default/files/askexpert_datamatrix.pdf). [Дата обращения: 4 Май 2020].
20. «Как выбрать RFID антенну?,» go-rfid, 3 Декабрь 2018. [В Интернете]. Available: <https://go-rfid.ru/novosti-i-stati/novosti-oborudovaniya/princip-raboti-rfid-antenni>. [Дата обращения: 4 Май 2020].
21. G. Cerda-Villafana, «Peak-pulse detection error probability for rfid saw-tags with pulse position coding,» 1 Июнь 2014. [В Интернете]. Available: <file:///C:/Users/zoorj/Downloads/2012ICASSP-2.pdf>. [Дата обращения: 4 Май 2020].
22. Dua, «Comparison of RFID, NFC and Barcode for Inventory Tracking – Part 1 – RFID,» 7 Сентябрь 2018. [В Интернете]. Available: <https://rfid4u.com/comparison-of-rfid-nfc-and-barcode-for-inventory-tracking-part-1-rfid/>. [Дата обращения: 4 Май 2020].
23. D. Ciresan, «Flexible, High Performance Convolutional,» в Материалы двадцать второй интернациональной конференции по искусственному интеллекту, 2011.
24. Vochkovskiy, «YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection,» 23 Апрель 2020. [В Интернете]. Available: <https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>. [Дата обращения: 13 Май 2020].
25. J. Hui, «Object detection: speed and accuracy comparison (Faster R-CNN, R-FCN, SSD, FPN, RetinaNet and YOLOv3),» Medium, 28 Март 2018. [В Интернете]. Available: [https://medium.com/@jonathan\\_hui/object-detection-speed-and-accuracy-comparison-faster-r-cnn-r-fcn-ssd-and-yolo-5425656ae359](https://medium.com/@jonathan_hui/object-detection-speed-and-accuracy-comparison-faster-r-cnn-r-fcn-ssd-and-yolo-5425656ae359). [Дата обращения: 15 Май 2020].
26. G. Fabel, «Low-cost machine-vision system,» Quality Digest, Октябрь 1997. [В Интернете]. Available: <https://www.qualitydigest.com/oct97/html/machvis.html>. [Дата обращения: 3 Май 2020].

---

## References

1. S. K. Sarvepalli Liverpool: Deep Learning in Neural Networks: The science behind an Artificial Brain // [https://www.researchgate.net/publication/331400258\\_Deep\\_Learning\\_in\\_Neural\\_Networks\\_The\\_science\\_behind\\_an\\_Artificial\\_Brain](https://www.researchgate.net/publication/331400258_Deep_Learning_in_Neural_Networks_The_science_behind_an_Artificial_Brain) [Data obrashcheniya: 13 Maj 2020]
2. S. Saha, «A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way,» 15 Dekabr' 2018. [V Internete]. Available: <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>. [Data obrashcheniya: 13 Maj 2020].
3. e. f. foundation, «Radio Frequency Identification (RFID),» EFF, 29 yanvar' 2011. [V Internete]. Available: <https://www.webcitation.org/5w6dl5sPq?url=http://w2.eff.org/Privacy/RFID/>. [Data obrashcheniya: 13 maj 2020].
4. R. Girshick, «Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation,» 22 Oktyabr' 2014. [V Internete]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf>. [Data obrashcheniya: 13 Maj 2020].
5. R. Girshick, «Fast R-CNN,» 27 Sentyab' 2015. [V Internete]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1504.08083.pdf>. [Data obrashcheniya: 13 Maj 2020].
6. S. Ren, «Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,» 6 YAnvar' 2016. [V Internete]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1506.01497.pdf>. [Data obrashcheniya: 13 Maj 2020].
7. P. Zhang, «SlimYOLOv3: Narrower, Faster and Better for Real-Time UAV Applications,» v Materialy konferencii IEEE/CVF ICCVW 2019, Seoul, 2019.
8. W. Liu, «SSD: Single Shot MultiBox Detector,» 29 Dekabr' 2016. [V Internete]. Available: <https://arxiv.org/abs/1512.02325>. [Data obrashcheniya: 13 Maj 2020].
9. U. S. Mak-Kallok, «Logicheskoe ischislenie idej, odnosyashchihsya k nervnoj aktivnosti,» 1943.
10. P. S. Minskij M., Perseptrony, Moskva: Mir, 1971.

11. A. O. Melihova, «Metody podderzhki prinyatiya reshenii na osnove nejronnyh setej,» Aktual'nye problemy gumanitarnykh i estestvennykh nauk, t. 9, № 1, pp. 52-59, 2015.
12. «Sistema videonablyudeniya v Moskve,» TADVISER, [V Internete]. Available: <http://www.tadviser.ru/a/316688>. [Data obrashcheniya: 4 Maj 2020].
13. Z. Wu, «Real-time Semantic Image Segmentation via Spatial Sparsity,» 1 Dekabr' 2017. [V Internete]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1712.00213.pdf>. [Data obrashcheniya: 3 Maj 2020].
14. «Computer Vision for Quality Control,» Softengi, [V Internete]. Available: <https://softengi.com/blog/computer-vision-for-quality-control/>. [Data obrashcheniya: 4 Maj 2020].
15. K. Johnson, «AI startup Gather uses drones and computer vision for warehouse inventory,» VB, 15 Avgust 2019. [V Internete]. Available: <https://venturebeat.com/2019/08/15/ai-startup-gather-uses-drones-and-computer-vision-for-warehouse-inventory/>. [Data obrashcheniya: 2 Maj 2020].
16. S. Bond, «Amazon introduces computer vision into warehouses,» Financial Times, 2 Iyul' 2019. [V Internete]. Available: <https://www.ft.com/content/ce0a7828-97bd-11e9-8cfb-30c211dcd229>. [Data obrashcheniya: 2 Maj 2020].
17. GOST R ISO/MEK 16022-2008, 2008.
18. «GS1 DataMatrix Guideline,» YAnavr' 2018. [V Internete]. Available: [https://www.gs1.org/docs/barcodes/GS1\\_DataMatrix\\_Guideline.pdf](https://www.gs1.org/docs/barcodes/GS1_DataMatrix_Guideline.pdf). [Data obrashcheniya: 3 Maj 2020].
19. GS1, «Ask the experts GS1 DataMatrix,» 22 Aprel' 2015. [V Internete]. Available: [https://www.gs1.org/sites/default/files/askexpert\\_datamatrix.pdf](https://www.gs1.org/sites/default/files/askexpert_datamatrix.pdf). [Data obrashcheniya: 4 Maj 2020].
20. «Kak vybrat' RFID antenny?,» go-rfid, 3 Dekabr' 2018. [V Internete]. Available: <https://go-rfid.ru/novosti-i-statii/novosti-oborudovaniya/princip-raboti-rfid-antenni>. [Data obrashcheniya: 4 Maj 2020].
21. G. Cerda-Villafana, «Peak-pulse detection error probability for rfid saw-tags with pulse position coding,» 1 Iyun' 2014. [V Internete]. Available: <file:///C:/Users/zoorj/Downloads/2012ICASSP-2.pdf>. [Data obrashcheniya: 4 Maj 2020].
22. Dua, «Comparison of RFID, NFC and Barcode for Inventory Tracking – Part 1 – RFID,» 7 Sentyabr' 2018. [V Internete]. Available: <https://rfid4u.com/comparison-of-rfid-nfc-and-barcode-for-inventory-tracking-part-1-rfid/>. [Data obrashcheniya: 4 Maj 2020].
23. D. Ciresan, «Flexible, High Performance Convolutional,» v Materialy dvadcat' vtoroj internacional'noj konferencii po iskusstvennomu intellektu, 2011.
24. Bochkovskiy, «YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection,» 23 Aprel' 2020. [V Internete]. Available: <https://arxiv.org/pdf/2004.10934.pdf>. [Data obrashcheniya: 13 Maj 2020].
25. J. Hui, «Object detection: speed and accuracy comparison (Faster R-CNN, R-FCN, SSD, FPN, RetinaNet and YOLOv3)» Medium, 28 Mart 2018. [V Internete]. Available: [https://medium.com/@jonathan\\_hui/object-detection-speed-and-accuracy-comparison-faster-r-cnn-r-fcn-ssd-and-yolo-5425656ae359](https://medium.com/@jonathan_hui/object-detection-speed-and-accuracy-comparison-faster-r-cnn-r-fcn-ssd-and-yolo-5425656ae359). [Data obrashcheniya: 15 Maj 2020].
26. G. Fabel, «Low-cost machine-vision system,» Quality Digest, Oktyabr' 1997. [V Internete]. Available: <https://www.qualitydigest.com/oct97/html/machvis.html>. [Data obrashcheniya: 3 Maj 2020].