

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И УПРАВЛЕНИЕ SYSTEM ANALYSIS AND PROCESSING OF KNOWLEDGE

УДК 004.891.3

DOI 10.52575/2687-0932-2023-50-2-389-397

Структурно-функциональная модель комплексов неразрушающего контроля с системой обработки данных на основе нейронных сетей

М.А. Вожегова

Общество с ограниченной ответственностью «Микромаш»,
Россия, 107078, г. Москва, ул. Новая Басманная, д. 14, стр. 4, офис 405
E-mail: e9268517178@yandex.ru

Аннотация. На современном этапе активизации террористической и контрабандной деятельности, в условиях возрастающей нагрузки на пункты таможенного досмотра и пункты контроля безопасности различных объектов, в том числе транспортной и критической инфраструктуры, изучение вопросов внедрения технологий искусственного интеллекта в системы поддержки принятия решений операторов систем неразрушающего контроля является актуальной задачей. В связи с недостатком открытых решений, которые могут применяться отдельно от реализуемой производителем системы неразрушающего контроля, автором рассмотрен подход к реализации программного комплекса, реализующего распознавание запрещенных предметов с использованием возможностей нейронных сетей. По результатам исследования выделена структура программных модулей и их связей, которые способствуют решению задачи поддержки принятия решений при обнаружении запрещенных предметов, определена основная модель искусственной сверточной нейронной сети, которая будет применяться в рамках разрабатываемого решения.

Ключевые слова: программное обеспечение, система неразрушающего контроля, рентгеновское изображение, обнаружение запрещенных предметов, нейронная сеть

Для цитирования: Вожегова М.А. 2023. Структурно-функциональная модель комплексов неразрушающего контроля с системой обработки данных на основе нейронных сетей. Экономика. Информатика. 50(2): 389–397. DOI: 10.52575/2687-0932-2023-50-2-389-397

Structural-Functional Model of Non-Destructive Testing Complexes With a Data Processing System Based on Neural Networks

Maria A. Vozhegova

Limited Liability Company «Mikromash»,
14 Novaya Basmannaya St, 4 building, 405 office, Moscow, 107078, Russia
E-mail: e9268517178@yandex.ru

Abstract. At the present stage of intensification of terrorist and smuggling activities, in the context of an increasing load on customs inspection points and security control points of various objects, including transport and critical infrastructure, studying the issues of introducing artificial technologies into the decision support systems of operators of non-destructive testing systems is an urgent task. Due with a lack of open solutions that can be used separately from the non-destructive testing system implemented by the manufacturer, the

author considers an approach to the implementation of a software package that implements the recognition of prohibited items using the capabilities of neural networks. Based on the results of the study, the structure of software modules and their connections that contribute to solving the problem of decision support when detecting prohibited items is identified, the main model of an artificial convolutional neural network is determined, which will be used within the framework of the developed solution.

Keywords: software, non-destructive testing system, x-ray image, detection of forbidden objects, neural network

For citation: Vozhegova M.A. 2023. Structural and Functional Model of Non-Destructive Testing Complexes with a Data Processing System Based on Neural Networks. Economics. Information Technologies. 50(2): 389–397 (in Russian). DOI: 10.52575/2687-0932-2023-50-2-389-397

Введение

На данный момент средства неразрушающего контроля и досмотровые комплексы, применяемые для обеспечения безопасности, относятся к системам, которые требуют обязательного присутствия человека на этапе оценки результатов контроля для выявления запрещенных к провозу предметов (например, оружия, запрещенных веществ, незадекларированных товаров и т.д.). При этом результат выполнения задачи по обеспечению безопасности полностью зависит от квалификации и внимательности конкретного сотрудника.

Особенно важным в условиях повышенной террористической опасности становится результат работы сотрудника безопасности – оператора системы неразрушающего контроля (НРК) для объектов транспортной инфраструктуры (аэропорты, железнодорожные и автовокзалы, морские и речные порты), мест скопления большого количества людей (стадионы, площади при проведении массовых мероприятий и т.п.), объектов критической инфраструктуры, постов таможни, режимных объектов и т.д. На большинстве этих объектов за короткий период времени проходит большое количество грузов, транспортных средств, людей с ручной кладью или багажом, и сотрудникам контроля необходимо оперативно выявить потенциальные угрозы. При этом для ряда предприятий определены временные нормативы досмотра грузов, нарушение которых влечет серьезные сбои в функционировании предприятия [Зайцев, Хохлов, 2014].

Например, на таможенном пропускном пункте для досмотра большегрузного автопоезда определено нормативное время нахождения на пункте контроля – 6 минут, из которых 2 минуты отводится на рентгеноскопическое обследование средствами неразрушающего контроля. За это время сотрудники поста должны проанализировать содержимое как груза, так и тягача с полуприцепом, выявить аномалии и определить запрещенные к провозу предметы, сверить полученные данные с декларацией, и в заключении выдать решение «Разрешено / Запрещено». Все это требует большого опыта оператора и постоянной высокой концентрации, что приводит к стрессовым нагрузкам и «выгоранию» сотрудников, что в свою очередь может привести к пропуску запрещенных к провозу предметов через пункт досмотра [Ковалев, 2006].

Современные решения в области НРК представляют собой монолитный программно-аппаратный комплекс, в который встроено программное обеспечение обработки и вывода изображений [Степанова, 2019; Белянин, 2021]. Поставки новых комплексов в современных условиях ограничены, а отсутствие отдельного отечественного программного обеспечения затрудняет модернизировать уже существующие аппаратные модули досмотрового оборудования НРК.

На разработку программного решения, которое возможно будет использовать совместно с уже установленной аппаратной частью досмотрового оборудования НРК, и направлено настоящее исследование.

Разработка структурно-функциональной модели системы обработки данных программно-аппаратных комплексов неразрушающего контроля

Современные технологии искусственного интеллекта позволяют существенно сократить время анализа объектов контроля, подготовить исходные данные для человека-оператора для принятия решения о соответствии объекта заданным критериям, снизить количество операторов и требования к их квалификации, снизить количество ошибок из-за «человеческого фактора» [Морозеев, Степанова, 2022].

Применение технологий искусственного интеллекта для решения задачи по досмотру объектов (грузов) средствами НРК, за счет приведенных факторов, позволит снизить финансовые издержки на содержание и модернизацию пунктов досмотра, применяющих комплексы НРК, обеспечивая на заданном уровне качества решение задачи обнаружения запрещенных предметов [Чаплыгин, 2022].

При этом объективно существуют проблемные моменты в реализации задачи детекции запрещенных предметов на рентгеновском изображении с использованием нейронных сетей [Башлы, Вербов, 2022]:

- требуется создание больших размеченных наборов данных, полученных с различных систем НРК, с учетом того, что перекрытие одного объекта другим создает комплексное теневое изображение, на котором контуры составляющих предметов могут деформироваться из-за влияния других предметов;

- необходимы исследования в области очистки рентгеновских изображений от шумов в целях их корректной разметки;

- необходимы исследования в области влияния использования нескольких изображений, полученных от различных систем, применения мультисенсорных режимов, построения «объемных» моделей и т.д. на результат обнаружения объекта;

- потребность в значительных вычислительных мощностях;

- высокая вероятность ошибок второго рода: объект, по форме похожий на запрещенный (например, игрушечный автомат или нож из пластика), может быть распознан как запрещенный объект.

С учетом указанных проблем, для решения поставленной задачи необходимо разработать ряд программных модулей, предназначенных для:

- обработки, анализа и классификации данных рентгеновского контроля;

- интеграции и синхронизации разнородных данных от применяемых средств НРК различных типов;

- визуализации результатов, полученных в результате анализа изображений;

- автоматического создания цепочки задач машинного обучения (отдельных ее элементов), наиболее подходящей для конкретной задачи анализа (целостности, свойств, состава и геометрических характеристик объектов контроля);

- формирования результирующего вывода системы поддержки принятия решений, на основе сравнительного анализа результатов обработки данных рентгеновского контроля с эталонными значениями;

- администрирования процессов обработки входных данных и визуализации результатов анализа изображения.

Разрабатываемые программные модули существенно расширят функциональные характеристики существующих программно-аппаратных комплексов НРК путем добавления и использования новых сервисов, обеспечиваемых технологиями искусственного интеллекта, и могут быть интегрированы для совместной работы с любым комплексом НРК сторонних производителей. Разрабатываемый комплекс программных средств устанавливается

локально на серверы Заказчика, используемых совместно с техническими средствами НРК, или поставляется в виде услуги с использованием концепции SaaS.

На основе описанных выше положений предложена структурно-функциональная модель системы НРК, обеспечивающая применение моделей машинного обучения и обнаружение запрещенных объектов (рис. 1).

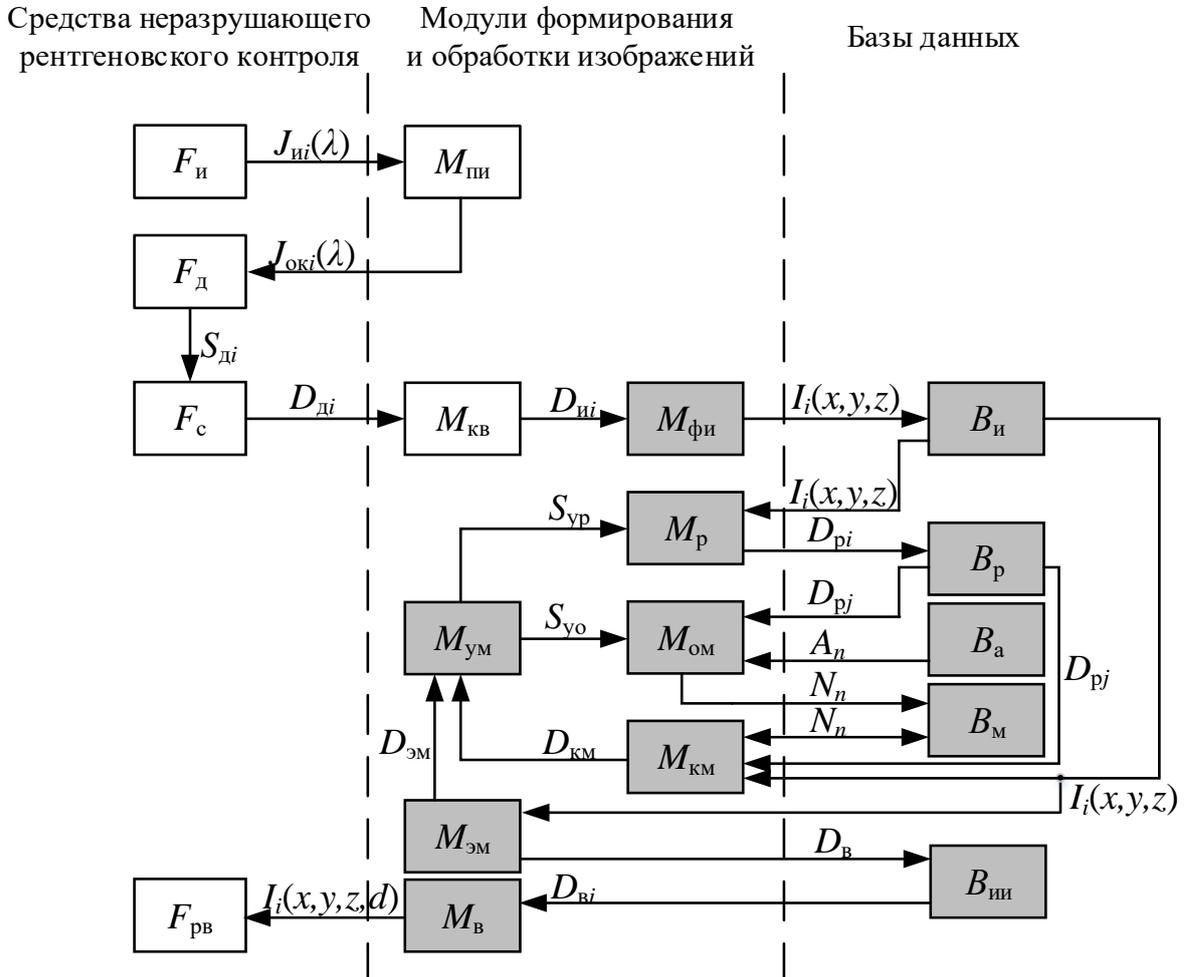


Рис. 1. Модель системы неразрушающего рентгеновского контроля
 Fig. 1. Model of a non-destructive X-ray inspection system

В досмотровых системах НРК в качестве источника излучения $F_{и}$ применяются рентгеновские трубки, формирующие тормозное рентгеновское излучение интенсивностью $J_{иi}(\lambda)$, которая зависит от заданных параметров источника, тока и напряжения анода трубки. Методом прошедшего излучения $M_{шп}$ производится регистрация детектором $F_{д}$ излучения, прошедшего через объект контроля интенсивностью $J_{окi}(\lambda)$. Устройство преобразования сигнала $F_{с}$ на основании сигналов $S_{ди}$, полученных с элементов детектора, передает в модуль $M_{кв}$ данные о полученных сигналах и координатах элемента детектора в момент облучения $D_{ди}$, где методом квантования производится запись данных об интенсивности «засветки» каждого элемента изображения $D_{иi}$. По полученным данным в модуле формирования изображения $M_{фи}$ строится растровое цифровое рентгеновское изображение $I_i(x,y)$ [Григоров, 2015].

В современных системах НРК применяется мультиэнергетический режим [Удод и др., 2016; Минасян, 2022], при этом все большее развитие получают системы, которые получают изображение контролируемого объекта сразу в нескольких плоскостях [Ротаріев, 2021], что позволяет произвести в модуле формирования изображения $M_{фи}$ построение квазиобъемного изображения исследуемого объекта $I_i(x,y,z)$, например, с использованием воксельной технологии [Cavagnino, Gribaudo, 2010; Nanya et al., 2013], что

позволит повысить вероятность обнаружения и правильной классификации запрещенных предметов за счет обучения нейронной сети определению объекта с разных ракурсов.

Сформированные наборы изображений сохраняются в базе данных (библиотеке изображений) $V_{и}$. Если предлагаемое программное решение применяется для модернизации уже установленной аппаратной части системы НРК, в библиотеку $V_{и}$ поступают изображения, сформированные этой системой.

Модуль разметки $M_{р}$ включает инструменты очистки изображений $I_i(x,y,z)$ от помех с учетом типа данных. Обеспечивает экспертов возможностью выделять и классифицировать признаки, необходимые для формирования обучающих выборок. Разметка применяется с учетом методики с функцией кросс-проверки, предложенной в [Ахметвалеев и др., 2021]. Размеченные образцы предметов интереса $D_{рi}$ сохраняются в библиотеке $V_{р}$, которая обеспечивает идентификацию и хранение образцов с версиями разметки для каждого образца, а также содержит информацию о включении образца в наборы данных. Наборы размеченных данных $D_{рj}$ предназначены для обучения, верификации и контроля работы применяемой модели нейронной сети.

Модуль обучения моделей $M_{ом}$, используя наборы размеченных данных $D_{рj}$, а также программные алгоритмы нейронных сетей и методов постобработки результатов A_n из библиотеки алгоритмов V_a , обеспечивает потоковое выполнение заданий на обучение моделей с последующим сохранением в очереди на контроль и комплектацию, позволяет осуществлять автоматические проверки совместимости алгоритм – данные, а также анализировать качество работы модели в цепочке: версия набора данных – версия алгоритма – параметры полученной модели [Назаренко, Удод, 2019].

Обученная модель N_n сохраняется в библиотеке моделей V_m , которая обеспечивает хранение с указанием версии алгоритма, версии наборов данных, протоколами контрольных испытаний.

Модуль автоматического контроля моделей $M_{км}$ обеспечивает проверку обученных моделей N_n на контрольных наборах данных из $V_{р}$ и $V_{и}$. Данные по результатам контрольных испытаний $D_{км}$, сохраняются в библиотеке моделей V_m и направляются в модуль управления (администрирования) моделями $M_{ум}$.

Модуль управления (администрирования) $M_{ум}$ обеспечивает настройку модулей разметки и обучения моделей через управляющие сигналы, а также управляет ролями и правами пользователей.

Модуль мониторинга и эксплуатации моделей $M_{эм}$ осуществляет прием входных потоков данных $I_i(x,y,z)$, обеспечивает практическое применение обученных моделей, формирует и отправляет итоговые данные результатов применения моделей $D_{эм}$ в модуль $M_{ум}$, осуществляет мониторинг работоспособности и производительности моделей, а также балансировку загрузки ресурсов на основании приоритетов процессов. Основным результатом работы данного модуля являются данные для визуализации $D_{в}$, которые сохраняются в библиотеке итоговых изображений $V_{ии}$.

Модуль визуализации и поддержки принятия решений выполняет функции визуализации результатов, полученных в результате анализа изображений: графическое выделение класса объекта, графическое выделение неоднородных зон в классе объекта, формирование результирующего графического изображения $I_i(x,y,z,d)$, которое передается на устройство вывода результатов $F_{рв}$, на котором к анализу изображения и нанесенных на него данных приступает оператор комплекса НРК. Результатом анализа становится решение оператора «Разрешено / Запрещено».

Выбор модели нейронной сети

С целью выбора наиболее оптимального алгоритма для решения поставленной задачи была проведена апробация алгоритмов машинного обучения разработанных для обработки и анализа изображений. Список архитектур нейронных сетей, которые были использованы:

- Yolo, Framework: Pytorch [Брехт, Коншина, 2022];
- Unet++, Framework: Pytorch [Zhou et al., 2018];
- EfficientDet, Framework: Tensorflow [Tan et al., 2020];
- Resnet-50-backbone, Framework: Pytorch [He et al., 2015];

- Xception-backbone, Framework: Pytorch.
- Алгоритм эксперимента содержал следующие этапы:
- нормализация изображений, полученных от системы НРК, и устранение шумов;
 - все имеющееся множество подготовленных изображений разделяется на «обучающую» (90%) и «тестовую» (10%) выборки;
 - «обучающая» выборка проходит процедуру разметки;
 - обучение модели на «обучающей» выборке;
 - постобработка изображений, исключение ошибок второго рода, уточнение результатов классификации;
 - верификация модели с использованием тестовой выборки.

Модели применялись к независимой тестовой выборке общей для всех алгоритмов. По результатам работы моделей на тестовой выборке, а также по результатам экспериментов приведенных в [Ерохин, Ершов, 2018] экспертами была выбрана оптимальная архитектура решения поставленной задачи – Yolo. Положительными свойствами данной модели являются:

- распознавание предметов проводится путем однократного (в отличие от других алгоритмов) прохождения сразу всего изображения, что позволяет существенно повысить скорость работы алгоритма;

- высокая точность детекции и классификации.

Дополнительно были проведены исследования по применению алгоритма Yolo по анализу рентгеновских изображений и выявлению аномалий (Yolo V7, 7 классов, низкая энергия, размер изображения 2697, без синтетики, снимки обрезаны с помощью Yolo, обученной на детекции машины). В результате были выявлены следующие проблемы:

- для одного и того же эксперимента на разных скоростях и положениях машины обнаруживаются разные объекты. На рис. 2 аномальный объект №1 был обнаружен на снимке с одной скоростью, а объект №2 – на другой.

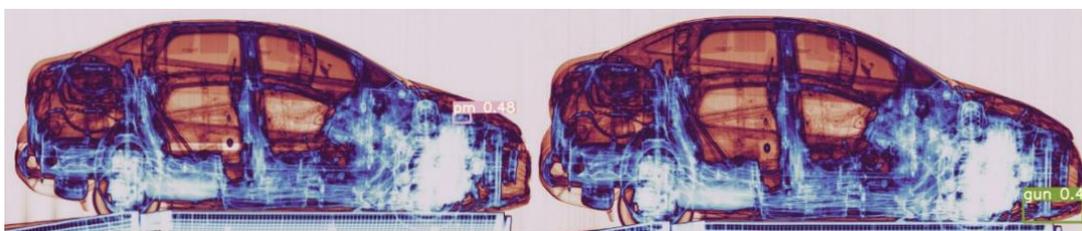


Рис. 2. Результаты обнаружения аномальных предметов на рентгеновском снимке легкового автомобиля
Fig. 2. Results of detection of anomalous objects on an X-ray image of a car

- низкая вероятность обнаружения тонких и длинных предметов, находящихся в диагональных положениях (рис.3).



Рис. 3. Результаты обнаружения тонких и длинных предметов на рентгеновском снимке легкового автомобиля
Fig. 3. Results of detection of thin and long objects in an X-ray image of a car

Заключение

Разработанная структурно-функциональная модель системы обработки данных программно-аппаратных комплексов НРК позволяет приступить к разработке программного комплекса поддержки принятия решений операторов комплексов НРК с использованием возможностей нейронных сетей.

В рамках дальнейшего исследования необходимо выполнить следующие работы:

- подготовка обучающего и тестового набора данных (датасетов) достаточного объема;
- реализация методологии перекрестной проверки в процесс разметки изображений;
- разработка метода и алгоритмов преобразования входных изображений к формату изображений, используемых в обучающих и тестовых выборках;
- подбора гиперпараметров глубокого обучения с целью улучшения качества работы модели Yolo (knowledge distillation, feature engineering и т.д.).

Список литературы

- Ахметвалеев Р.Р. и др. 2021. Методика разметки медицинских изображений с функцией кросс-проверки и интеллектуального сегментирования. Вестник ВШОУЗ, 7, 3: 62-69.
- Башлы П.Н., Вербов В.Ф. 2022. Применение машинного обучения для автоматического анализа снимков инспекционно-досмотровых комплексов. Вестник российской таможенной академии, 2: 123-132. DOI 10.54048/20727240_2022_02_123.
- Белянин К. 2021. Hikvision вывела на российский рынок интеллектуальные интроскопы для досмотра багажа и грузов. URL: <https://hikvision.ru/press/210728103315> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Брехт Э.А., Коншина В. Н. 2022. Применение нейронной сети YOLO для распознавания дефектов. Intellectual Technologies on Transport, 2: 41-47. DOI: 10.24412/2413-2527-2022-230-41-47.
- Григоров М.С. 2015. Функциональная модель системы неразрушающего рентгеновского контроля изделий микроэлектроники с неоднородной структурой. Информационные ресурсы, системы и технологии. 4. URL: <https://irsit.ru/article607> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Ерохин Д.Ю., Ершов М.Д. 2018. Современные сверточные нейронные сети для обнаружения и распознавания объектов. Цифровая обработка сигналов, 3: 64-69.
- Зайцев А., Хохлов А. 2014. Показать то, что скрыто. РУБЕЖ, 2(5): 34–37.
- Искусственный интеллект выявит контрабанду. URL: <https://www.vedomosti.ru/technology/articles/2021/04/15/866249-iskusstvennii-intellekt>. (дата обращения: 28.11.2022).
- Ковалев А.В. 2006. Возможности методов неразрушающего контроля в обеспечении национальной безопасности. Мир измерений, 2: 4–10.
- Минасян А.Р. 2022. Методология интерпретации рентгеновских изображений, полученных при таможенном контроле с использованием инспекционно-досмотровых комплексов. Ученые записки Санкт-петербургского имени В.Б. Бобкова филиала Российской таможенной академии. 2(82): 49-52.
- Морозеев А.К., Степанова В.С. 2022. Проблемы проведения таможенного досмотра товаров и транспортных средств, пути их решения. Сборник докладов V Всероссийской научно-практической конференции, посвященной 85-летию образования ДВГУПС. Под редакцией З.С. Рудневой: 95–100.
- Назаренко С.Ю., Удод В.А. 2019. Применение искусственных нейронных сетей в радиационном неразрушающем контроле. Дефектоскопия, 6: 53-64.
- Степанова К. 2019. Как технологии искусственного интеллекта могут ускорить предполетный досмотр в аэропорту? URL: http://www.press-release.ru/branches/security/kak_tekhnologii_iskustvennogo_intellekta_mogut_uskorit_predpoletnyy_dosmotr_v_aeroportu_21_06_2019_11_16 (дата обращения: 28 марта 2023).
- Удод В.А. и др. 2016. Современное состояние и перспективы развития систем цифровой рентгенографии для дефектоскопии, диагностики и досмотрового контроля объектов. Дефектоскопия, 52, 9: 492-503.
- Чаплыгин М.В. 2022. Умные таможенные технологии в рамках Стратегии развития таможенной службы до 2030 года. Экономика и бизнес: теория и практика. № 4–2. URL:

- <https://cyberleninka.ru/article/n/umnye-tamozhennye-tehnologii-vramkah-strategii-razvitiya-amozhennoy-sluzhbydo-2030-goda> (дата обращения: 03.11.2022).
- Что такое SaaS? URL:<https://azure.microsoft.com/ru-ru/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-saas> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Cavagnino D, Gribaudo M. 2010. Discretization of 3D models using voxel elements of different shapes. *Computational Aesthetics in Graphics, Visualization, and Imaging*: 91-98. DOI: 10.2312/COMPAESTH/COMPAESTH10/091-098.
- Kaiming He et al. 2015. Deep Residual Learning for Image Recognition. URL: <https://arxiv.org/pdf/1512.03385.pdf> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Mingxing Tan Ruoming Pang Quoc V. Le. 2020. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection. URL: <https://arxiv.org/pdf/1911.09070.pdf> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Potapiev D. Чем нас досматривают? URL: <https://habr.com/ru/articles/405169/> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Scaled YOLO v4 самая лучшая нейронная сеть для обнаружения объектов на датасете MS COCO. URL: <https://arxiv.org/abs/2011.08036> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Takaki Nanya, Hiroki Yoshihara, Takashi Maekawa. 2013. Reconstruction of Complete 3D Models by Voxel Integration. *Journal of Advanced Mechanical Design Systems and Manufacturing*, 7(3): 362-376. DOI:10.1299/jamdsm.7.362
- Xception. 2021. URL: <https://paperswithcode.com/model/xception?variant=xception-1> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Zongwei Zhou, Md Mahfuzur Rahman Siddiquee, Nima Tajbakhsh. 2018. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation. URL: <https://arxiv.org/pdf/1807.10165.pdf> (дата обращения: 28 марта 2023).

References

- Akhmetvaleev R.R. et al. Methodology of marking medical images with the function of cross-check and intellectual segmentation. *Vestnik VSHOUZ*, 7, 3: 62-69. (in Russian)
- Bashly P.N., Verbov V.F. 2022. Primenenie mashinnogo obucheniya dlya avtomaticheskogo analiza snimkov inspeksionno-dosmotrovnykh kompleksov. *Vestnik rossiyskoy tamozhennoy akademii*, 2: 123-132. DOI 10.54048/20727240_2022_02_123. (in Russian)
- Belyanin K. 2021. Hikvision vyvela na rossiyskiy rynek intellektual'nye introskopy dlya dosmotra bagazha i gruzov. URL: <https://hikvision.ru/press/210728103315> (дата обрashcheniya: 28 marta 2023). (in Russian)
- Brekht E.A., Konshina V.N. 2022. Primenenie neyronnoy seti YOLO dlya raspoznavaniya defektov. *Intellectual Technologies on Transport*, 2: 41-47. DOI: 10.24412/2413-2527-2022-230-41-47 (дата обрashcheniya: 28 marta 2023). (in Russian)
- Grigorov M.S. 2015. Funktsional'naya model' sistemy nerazrushayushchego rentgenovskogo kontrolya izdeliy mikroelektroniki s neodnorodnoy strukturoy. *Informatsionnye resursy, sistemy i tekhnologii*. 4. URL:<https://irsit.ru/article607> (дата обрashcheniya: 28 marta 2023). (in Russian)
- Erokhin D.Yu., Ershov M.D. 2018. Sovremennye svertochnye neyronnye seti dlya obnaruzheniya i raspoznavaniya ob'ektov. *Tsifrovaya obrabotka signalov*, 3: 64-69. (in Russian)
- Zaytsev A., Khokhlov A. 2014. Pokazat' to, chto skryto. *RUBEZh*, 2(5): 34–37. (in Russian)
- Iskusstvennyy intellekt vyavit kontrabandu. URL: <https://www.vedomosti.ru/technology/articles/2021/04/15/866249-iskusstvennii-intellekt>. (дата обрashcheniya: 28.11.2022). (in Russian)
- Kovalev A.V. 2006. Vozmozhnosti metodov nerazrushayushchego kontrolya v obespechenii natsional'noy bezopasnosti. *Mir izmereniy*, 2: 4–10. (in Russian)
- Minasyan A. 2022. Methodology of interpretation of x-ray images received by x-ray inspection systems for customs control. *Scientific notes of the St. Petersburg named after V.B. Bobkov branch of the Russian customs academy*, 2(82): 49-52. (in Russian)
- Morozeev A.K., Stepanova V.S. 2022. Problemy provedeniya tamozhennogo dosmotra tovarov i transportnykh sredstv, puti ikh resheniya. *Sbornik dokladov V Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, posvyashchennoy 85-letiyu obrazovaniya DVGUPS. Pod redaktsiey Z.S. Rudnevoy*: 95–100. (in Russian)

- Nazarenko S.Yu., Udod V.A. 2019. Primenenie iskusstvennykh neyronnykh setey v radiatsionnom nerazrushchayushchem kontrole. Defektoskopiya, 6: 53-64. (in Russian)
- Stepanova K. 2019. Kak tekhnologii iskusstvennogo intellekta mogut uskorit' predpoletnyy dosmotr v aeroportu? URL:http://www.press-release.ru/branches/security/kak_tekhnologii_iskusstvennogo_intellekta_mogut_uskorit_predpoletnyy_dosmotr_v_aeroportu_21_06_2019_11_16 (data obrashcheniya: 28 marta 2023). (in Russian)
- Udod V.A. et al. 2016. State of the art and development prospects of digital radiography systems for nondestructive testing, evaluation, and inspection of objects: a review. Russian Journal of Nondestructive Testing, 52, 9: 492-503. (in Russian)
- Chaplygin M.V. 2022. Umnye tamozhennye tekhnologii v ramkakh Strategii razvitiya tamozhennoy sluzhby do 2030 goda. Ekonomika i biznes: teoriya i praktika. № 4–2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/umnye-tamozhennye-tehnologii-vramkah-strategii-razvitiya-amozhennoy-sluzhbydo-2030-goda> (data obrashcheniya: 03.11.2022). (in Russian)
- Chto takoe SaaS? URL:<https://azure.microsoft.com/ru-ru/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-saas> (data obrashcheniya: 28 marta 2023). (in Russian)
- Cavagnino D, Gribaudo M. 2010. Discretization of 3D models using voxel elements of different shapes. Computational Aesthetics in Graphics, Visualization, and Imaging: 91-98. DOI: 10.2312/COMPAESTH/COMPAESTH10/091-098.
- Kaiming He et al. 2015. Deep Residual Learning for Image Recognition. URL: <https://arxiv.org/pdf/1512.03385.pdf> (data obrashcheniya: 28 marta 2023).
- Mingxing Tan Ruoming Pang Quoc V. Le. 2020. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection. URL: <https://arxiv.org/pdf/1911.09070.pdf> (дата обращения: 28 марта 2023).
- Potapiev D. Chem nas dosmatrivayut? URL: <https://habr.com/ru/articles/405169/> (data obrashcheniya: 28 marta 2023). (in Russian)
- Scaled YOLO v4 samaya luchshaya neyronnaya set' dlya obnaruzheniya ob"ektov na datsete MS COCO. URL: <https://arxiv.org/abs/2011.08036> (data obrashcheniya: 28 marta 2023). (in Russian)
- Takaki Nanya, Hiroki Yoshihara, Takashi Maekawa. 2013. Reconstruction of Complete 3D Models by Voxel Integration. Journal of Advanced Mechanical Design Systems and Manufacturing, 7(3): 362-376. DOI:10.1299/jamdsm.7.362
- Xception. 2021. URL: <https://paperswithcode.com/model/xception?variant=xception-1> (data obrashcheniya: 28 marta 2023).
- Zongwei Zhou, Md Mahfuzur Rahman Siddiquee, Nima Tajbakhsh. 2018. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation. URL: <https://arxiv.org/pdf/1807.10165.pdf> (data obrashcheniya: 28 marta 2023).

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Вожегова Мария Андреевна, кандидат экономических наук, научный руководитель проектов общества с ограниченной ответственностью «Микромаш», г. Москва, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Maria A. Vozhegova, PhD in Economics, scientific director of projects of the limited liability company «Mikromash», Moscow, Russia