Интеллектуальная система верификации таможенной стоимости товаров на основе компьютерного зрения и цифрового двойника декларации

Новиков Всеволод Александрович
к.т.н., доцент, доцент кафедры информационных систем и технологий, Кубанский институт профессионального образования, vsenovik@bk.ru,

Новикова Анастасия Александровна
к.т.н., доцент, доцент кафедры информационной безопасности, Краснодарский университет МВД России, gingary@yandex.ru,

Копцов Сергей Васильевич
доцент кафедры информационной безопасности, полковник полиции, Краснодарский университет МВД России, serega.kchr@yandex.ru,

Ларина Алевтина Юрьевна
преподаватель кафедры информационной безопасности, капитан полиции, Краснодарский университет МВД России, alevtinochka26@mail.ru

В статье предлагается концепция интеллектуальной системы верификации таможенной стоимости и количества товаров на основе анализа электронной декларации и рентгеновских изображений. Подход основан на формировании «цифрового двойника» товарной партии путём объединения текстовой модели (данные декларации) и визуальной модели (компьютерное зрение на снимках досмотровых сканеров). В качестве ядра системы рассматриваются детекторы объектов семейства YOLO, позволяющие автоматически подсчитывать однородные товары (смартфоны, ноутбуки, табачные изделия и др.) и оценивать их минимальную рыночную стоимость. Сопоставление этих оценок с задекларированными данными даёт возможность автоматически выявлять потенциальное занижение стоимости и недекларирование части партии, формируя сигналы для углублённого досмотра. Научная новизна заключается в использовании компьютерного зрения не только для поиска запрещённых предметов, но и для проверки достоверности декларирования стоимости и количества легальных товаров.
Ключевые слова: Таможенный контроль, компьютерное зрение, рентгеновские изображения, цифровой двойник декларации, YOLO, верификация таможенной стоимости.

Введение

Современное таможенное администрирование всё больше опирается на цифровую трансформацию и внедрение методов искусственного интеллекта. Существующие решения в этой области сосредоточены, как правило, на автоматической классификации и проверке стоимости по декларациям, а также на поиске запрещённых предметов на рентгеновских снимках. Примеры таких решений — проекты по автоматическому анализу рентгеновских изображений контейнеров и «цифровой инспектор» для ускорения досмотра ручной клади.

При этом большинство систем работают автономно: либо с текстами деклараций, либо с изображениями, но не сопоставляют заявленные данные с реальным содержимым в автоматическом режиме. Из-за этого сложнее выявлять занижение стоимости или недекларирование частей партии, особенно в сегменте мелких посылок и трансграничной онлайн-торговли. Инспектор не может вручную сверить каждую декларацию с содержимым на рентгеновском снимке, что создаёт разрыв в системе контроля. Кроме того, визуально не всегда можно определить, является ли устройство восстановленным (так называемым «рефаб») или относится к категории A, B, C.

Научная новизна предлагаемой работы состоит в разработке гибридной интеллектуальной системы, которая объединяет анализ текстов деклараций (номенклатура, количество, стоимость) с компьютерным зрением на рентгеновских снимках. За счёт этого можно автоматически подсчитывать однородные товары и оценивать их минимальную рыночную стоимость. Результаты детекции используются не только для поиска запрещённых предметов, но и для проверки достоверности заявленных количества и стоимости легальных товаров. Такой подход позволяет усилить риск-ориентированный контроль, сократить долю ручных проверок и увеличить сборы таможенных платежей.

Актуальность исследования подтверждается масштабом проблемы «серого» импорта. По оценкам, годовой оборот ввозимых в Россию товаров в обход таможенных платежей достигает 10–15 млрд долл. США, что приводит к недополучению бюджетом от 200 до 400 млрд руб. ежегодно. Особую нишу занимает трансграничная интернет-торговля, где распространена практика занижения стоимости в инвойсах или декларирование дорогой техники как «восстановленной» или «б/у» для уклонения от уплаты пошлин. Существующие методы контроля не справляются с потоком и изощрённостью таких схем, что делает актуальной разработку автоматизированных систем верификации.

1. Концепция построения модели верификации товаров

Предлагаемая система строится вокруг «цифрового двойника» товарной партии, формируемого на основании электронной декларации и рентгеновского изображения [2]. Из декларации с помощью методов обработки текста извлекаются сущности «товар — количество — заявленная стоимость», а также потенциально рискованные формулировки (обобщённые описания, указание «б/у» и т.п.). Параллельно модель компьютерного зрения на рентгеновском изображении автоматически обнаруживает и классифицирует целевые категории товаров (смартфоны, ноутбуки, блоки сигарет, бутылки алкоголя и др.), подсчитывая их количество.

За основу взят подход обнаружения объектов. Он позволяет одновременно локализовать и подсчитать единицы товаров по классам [3]. На рентгеновских снимках объекты часто плотно уложены и перекрывают друг друга, поэтому оптимальны детекторы семейства YOLO, они устойчивы к частичной окклюзии и работают в реальном времени. Для реализации концепции рассматриваются конфигурации уровня YOLOv8 L или YOLOv11 L [5], обеспечивающие баланс между точностью детекции мелких объектов и скоростью; облегчённые версии (Nano/Small) могут терять качество на сложных сценах. [1]

После детектирования формируется агрегированный набор количественных признаков: число единиц электроники, оценочное количество сигарет (пересчёт блоков в сигареты), примерный объём алкогольной продукции. На основе этих данных и справочных минимальных рыночных цен (например, средние цены на смартфоны определённой модели из открытых источников) вычисляется ориентировочная минимальная стоимость выявленных товаров. Эти показатели сопоставляются с данными декларации и действующими лимитами беспошлинного ввоза. На их основе вычисляется интегральный показатель риска. В зависимости от его величины система либо не требует вмешательства инспектора (низкий уровень), либо рекомендует документальную проверку, либо автоматически инициирует углублённый досмотр [6].

Для практического использования результаты детекции могут быть интегрированы в простую схему оценки риска [1]. На основе количества электроники, табачных и алкогольных изделий задаются дискретные пороги, соотносящиеся с нормами беспошлинного ввоза для физических лиц. Например, наличие одного-двух смартфонов и одного ноутбука трактуется как личное пользование, тогда как выявление шести и более однотипных устройств

при отсутствии соответствующего декларирования рассматривается как признак коммерческой партии. Аналогично, превышение пороговых значений по блокам сигарет или объёму алкоголя автоматически повышает уровень риска. Такой показатель может использоваться как один из входных признаков в системе управления профилями рисков таможенных органов.

2. Экспериментальная часть

2.1. Набор данных

Для проверки работоспособности модуля компьютерного зрения использовалась открытая база рентгеновских изображений досмотровых сканеров (порядка 8,3 тыс. снимков ручной клади и багажа). Из неё случайным образом отобрано 1800 изображений для ручной разметки целевых классов (смартфоны, ноутбуки, планшеты) с помощью платформы Roboflow. Размеченный набор разделён на обучающую, валидационную и тестовую выборки в пропорции 70/15/15%.

2.2. Архитектура и обучение модели

В качестве базовой архитектуры применялась модель YOLOv8 L, обученная в Roboflow на изображениях, приведённых к фиксированному размеру 1024×1024 пикселя с сохранением пропорций [5]. Для повышения обобщающей способности использовались лёгкие преобразования (повороты, отражения, изменения яркости и контрастности, добавление шума) с сохранением цветовой кодировки материалов. Сильные цветовые искажения не применялись, чтобы не нарушать характерное отображение плотности материалов на рентгеновских снимках.

Обучение проводилось в течение 100 эпох. В качестве функции потерь использовалась стандартная для YOLO комбинация. Для координат ограничивающих рамок — регрессионная составляющая (потеря на основе пересечения рамок), для классификации объекта внутри рамки — перекрёстная энтропия, для оценки наличия объекта в ячейке — объектная составляющая. По завершении обучения сохранялась модель с наилучшим значением метрики на валидационной выборке.

2.3. Метрики оценки

Качество детекции оценивалось по стандартным метрикам: точность (precision), полнота (recall), F1 мера и средняя точность (mAP) при пороге пересечения рамок 0,5. Точность показывает долю верных срабатываний среди всех срабатываний модели. Полнота характеризует долю реально существующих объектов, которые модель смогла обнаружить. F1 мера является средним гармоническим точности и полноты. При расчёте метрик использовался порог доверия (confidence) 0,5 — детекции с меньшим значением отбрасывались как ненадёжные. [4]

2.4. Результаты эксперимента

На независимой тестовой выборке (15% от размеченного датасета) усреднённые по всем классам значения составили: точность — 0,83, полнота — 0,77, F1 мера — 0,80, mAP@0.5 — 0,79. Наилучшие показатели получены для классов «смартфон» и «ноутбук», что объясняется их характерной формой и высокой контрастностью на рентгеновских изображениях. [4]

Дополнительно модель была протестирована на подвыборке «сложных» снимков с высокой загруженностью и сильными наложениями предметов. На этих данных полнота ожидаемо снизилась до 0,72 при сохранении точности 0,80. Для прототипа системы предварительного отбора потенциально опасных объектов такой результат можно считать приемлемым, поскольку модель выявляет значительную часть объектов, а число ложных срабатываний остаётся относительно небольшим.

Важным представляется тот факт, что представленный эксперимент демонстрирует работоспособность только модуля компьютерного зрения (детекции и подсчёта товаров). Полная система верификации, включающая автоматическое сопоставление с данными электронных деклараций и расчёт стоимостных оценок, находится на стадии концептуальной проработки и требует дальнейших исследований на реальных массивах таможенных документов.

3. Ограничения подхода

Предложенный подход имеет ряд ограничений. Качество системы во многом определяется тем, насколько полно обучающий набор рентгеновских изображений отражает реальные условия работы, а также количеством учитываемых классов. Для отдельных категорий товаров, таких как запчасти, косметика и мелкие аксессуары, может потребоваться дополнительная настройка и дообучение моделей. При сопоставлении визуально оценённой стоимости с заявленной необходимо аккуратно выбирать нижнюю границу рыночных цен, чтобы минимизировать число ложных срабатываний в отношении добросовестных участников внешнеэкономической деятельности. Встроенность системы в контур принятия решений требует чёткого нормативного закрепления её статуса как вспомогательного инструмента, а не автоматизированного «судьи», чтобы сохранялась приоритетная роль инспектора и обеспечивалась проверяемость выводов модели.

Вывод

Проведённый эксперимент показал, что модель детекции на основе YOLOv8 L уверенно выделяет целевые категории товаров на рентгеновских снимках и подсчитывает их количество. Это создаёт основу для автоматизированной предварительной оценки таможенной стоимости (путём умножения выявленного количества на справочные минимальные цены) и, в перспективе, для сопоставления с данными деклараций. Такую систему можно встраивать в действующие досмотровые комплексы в качестве модуля для подсчёта типовой электроники и других товаров риска, быстрой оценки их минимальной стоимости и генерации сигналов при превышении лимитов для физических лиц.

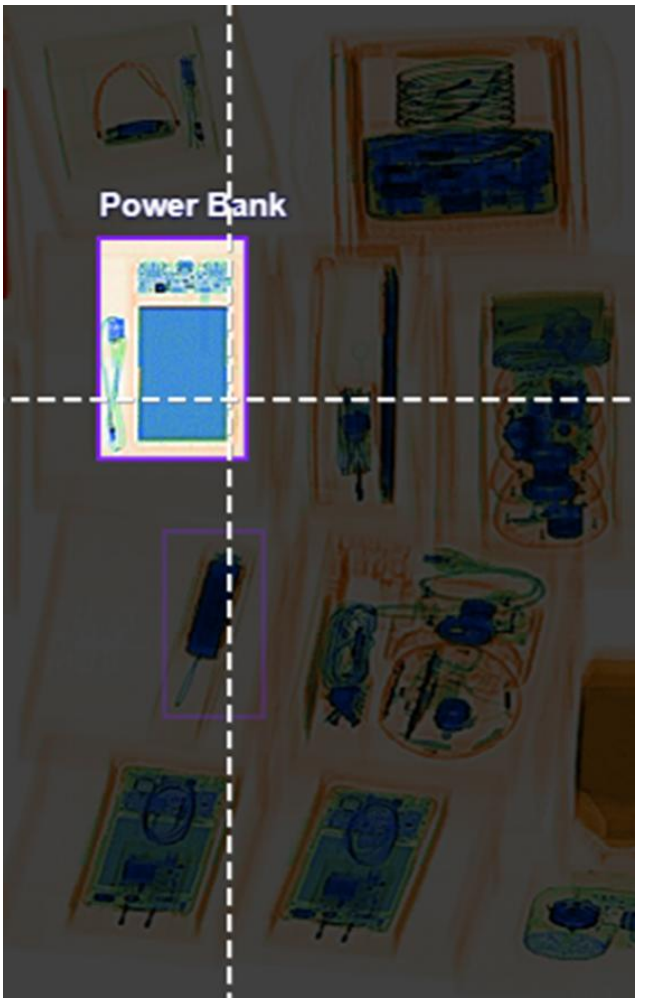


Рис. 1 Выявленный моделью класс Power bank.

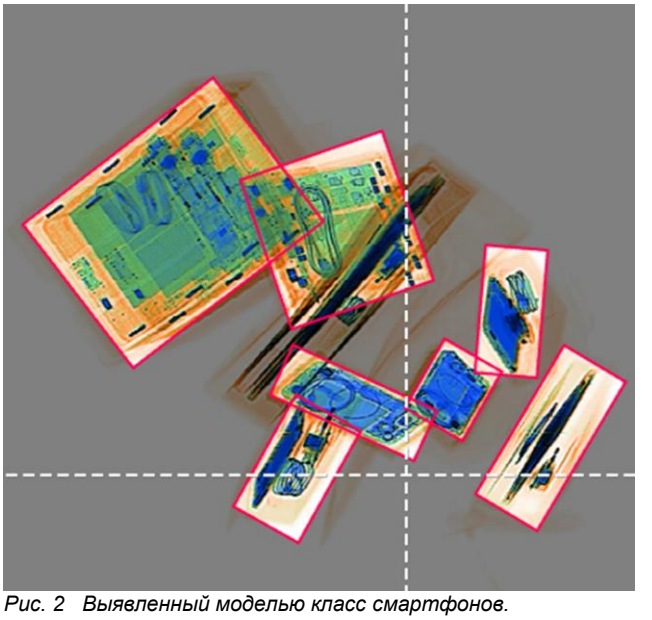


Рис. 2 Выявленный моделью класс смартфонов.

Заключение

Перспективы дальнейшей работы включают три направления: масштабирование набора данных за счёт реальных снимков от таможенных

органов, расширение набора классов (табачная и алкогольная продукция, товары двойного назначения) и интеграция модели детекции с существующими системами риск-менеджмента. Интеграция визуальной модели с транзакционными данными (история цен, профили участников внешнеэкономической деятельности) позволит усилить автоматизированную оценку таможенной стоимости и точнее выявлять случаи занижения стоимости и коммерческого ввоза под видом личного пользования. Дополнительным направлением может стать анализ крупнотоннажных контейнерных поставок, где «цифровой двойник» партии позволит на ранней стадии выявлять нетипичные комбинации товаров и маршрутов.

Литература

1. Афонин Д. Н. Применение искусственных нейронных сетей для анализа рентгеновских изображений контейнеров и транспортных средств // Бюллетень инновационных технологий. – 2024 – С. 5–9.
2. Перспективы применения искусственного интеллекта в системе таможенного контроля // Бюллетень инновационных технологий. – 2025 – С. 49–53.
3. Цифровой инспектор: как компьютерное зрение и нейросети автоматизируют досмотр грузов на таможне // Материалы конференции Финансового университета при Правительстве РФ. – 2026.
4. Akcay S., Breckon T. MFA-net: Object Detection for Complex X-ray Cargo and Baggage Imagery // Conference on Imaging and Security Systems. – 2022.
5. Jocher G., Chaurasia A., Qiu J. YOLOv8 Documentation [Электронный ресурс] // Ultralytics. – 2023. – Режим доступа: URL: https://docs.ultralytics.com (дата обращения: 15.04.2026).
6. Squirrel M. How Machine Learning Can Automate the Determination of the Valuation of Goods // WCO News. – 2020.

An Intelligent System for Verifying the Customs Value of Goods Based on Computer Vision and a Digital Twin of the Declaration

Novikov V.A., Novikova A.A., Koptsov S.V., Larina A.Yu.
Kuban Institute of Professional Education, Krasnodar University of the Ministry of Internal Affairs of Russia

JEL classification: D20, E22, E44, L10, L13, L16, L19, M20, O11, O12, Q10, Q16, R10, R38, R40, Z21, Z32

This article proposes a concept for an intelligent system designed to verify the customs value and quantity of goods by analyzing electronic declarations alongside X-ray images. The approach involves creating a "digital twin" of a shipment by integrating a textual model (derived from declaration data) with a visual model (generated via computer vision applied to X-ray inspection scans). The system's core utilizes object detectors from the YOLO family, which enable the automated counting of homogeneous goods—such as smartphones, laptops, or tobacco products—and the estimation of their minimum market value. By comparing these estimates against the declared data, the system can automatically identify potential underreporting of value or the omission of items from a declaration, thereby triggering alerts for more thorough physical inspections. The scientific novelty of this approach lies in employing computer vision not merely to detect contraband, but to verify the accuracy of the declared value and quantity of legitimate goods.

Keywords: Customs control, computer vision, X-ray images, digital twin of a declaration, YOLO, customs value verification.

References

1. Afonin D. N. Application of Artificial Neural Networks for the Analysis of X-ray Images of Containers and Vehicles // Bulletin of Innovative Technologies. – 2024. – pp. 5–9.
2. Prospects for the Use of Artificial Intelligence in the Customs Control System // Bulletin of Innovative Technologies. – 2025. – pp. 49–53.
3. Digital Inspector: How Computer Vision and Neural Networks Automate Cargo Inspection at Customs // Proceedings of the Conference of the Financial University under the Government of the Russian Federation. – 2026.
4. Akcay S., Breckon T. MFA-net: Object Detection for Complex X-ray Cargo and Baggage Imagery // Conference on Imaging and Security Systems. – 2022.
5. Jocher G., Chaurasia A., Qiu J. YOLOv8 Documentation [Electronic resource] // Ultralytics. – 2023. – Available at: URL: https://docs.ultralytics.com (accessed: 15.04.2026).
6. Squirrel M. How Machine Learning Can Automate the Determination of the Valuation of Goods // WCO News. – 2020.