

УДК 629.7.01:004.93

**СИСТЕМА ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ
АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ОБНАРУЖЕНИЯ ДЕФЕКТОВ ФЮЗЕЛЯЖА
САМОЛЕТА**

Евсеев А.А.

магистрант,

МГТУ им. Н.Э. Баумана,

Москва, Россия

Бошляков А.А.

к.т.н., доцент,

МГТУ им. Н.Э. Баумана,

Москва, Россия

Аннотация

Работа посвящена исследованию системы технического зрения для автоматизированного визуального контроля фюзеляжа магистрального воздушного судна. На основе требований к минимальному размеру обнаруживаемого дефекта сформулированы параметры оптической подсистемы: пространственное разрешение на поверхности, глубина резкости и характеристики подсистемы освещения. Рассмотрены классические и нейросетевые подходы к обнаружению дефектов, показаны их ограничения. Обоснован выбор комбинированного метода, в котором нейросеть YOLOv8 используется для выделения областей интереса, а внутри этих областей применяются формализованные алгоритмы (HSV-анализ, Canny и текстурный анализ) для уточнения границ дефектов. Показано, что при параметрах оптической системы, полученных в результате расчётов ($GSD \approx 0,062$ мм/пикс, глубина резкости порядка 218 мм, стабилизированное собственное освещение), комбинированный подход позволяет уменьшить число ложных срабатываний по

Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

сравнению с чисто нейросетевым и классическим подходами, сохраняя чувствительность к дефектам размером около 0,5 мм.

Ключевые слова: система технического зрения, визуальный контроль воздушного судна, оптическая подсистема, пространственное разрешение, глубина резкости, освещение, YOLOv8, комбинированный алгоритм.

VISION SYSTEM FOR AUTOMATED DETECTION OF AIRCRAFT FUSELAGE DEFECTS

Evseev A.A.

Master's Student,

Bauman Moscow State Technical University,

Moscow, Russia

Boshlyakov A.A.

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,

Bauman Moscow State Technical University,

Moscow, Russia

Annotation

The work is devoted to the study of a vision system for automated visual control of the fuselage of a mainline aircraft. Based on the requirements for the minimum size of the detected defect, the parameters of the optical subsystem are formulated: spatial resolution on the surface, depth of field, and characteristics of the lighting subsystem. Classical and neural network approaches to defect detection are considered, and their limitations are shown. The choice of a combined method is justified, in which the YOLOv8 neural network is used to identify areas of interest, and within these areas formalized algorithms (HSV analysis, Canny and texture analysis) are used to clarify the boundaries of defects. It is shown that with the parameters of the optical system

obtained as a result of calculations ($GSD \approx 0.062$ mm/pixels, depth of field of the order of 218 mm, stabilized intrinsic illumination), the combined approach reduces the number of false positives compared with purely neural network and classical approaches, while maintaining sensitivity to defects of about 0.5 mm in size.

Keywords: vision system, aircraft visual control, optical subsystem, spatial resolution, depth of field, illumination, YOLOv8, combined algorithm.

Регламентный осмотр фюзеляжа магистрального самолёта, например борта семейства А320, по-прежнему выполняется в основном вручную [1]. Инженер по техническому обслуживанию несколько раз обходит самолёт на открытой стоянке, поднимается на лестницы и подмости, чтобы проверить верхнюю часть корпуса. Больше всего времени уходит на просмотр заклёпочных рядов, зон вокруг люков и стыков панелей, где чаще всего появляются трещины, коррозионные пятна и локальные вмятины [6].

Такой подход проверен на практике, но сильно зависит от специалиста и внешних условий. Вечерние и ночные осмотры осложняются неравномерной подсветкой и бликами от обшивки, а в плохую погоду инженер стремится сократить время нахождения на улице [5]. В этих условиях небольшой дефект размером десятые доли миллиметра, расположенный на криволинейном участке обшивки, может остаться незамеченным, даже если формальные требования регламента соблюдены.

В последние годы в авиакомпаниях обсуждается переход к автоматизированному визуальному контролю, когда сбор изображений выполняет мобильная платформа или беспилотный аппарат, а человек проверяет уже подготовленные кадры [2; 3; 7; 11]. В рамках данной работы мы рассматриваем сценарий съёмки фюзеляжа магистрального самолёта при помощи системы технического зрения, закреплённой на подвижной платформе, движущейся вдоль борта на фиксированной высоте. Такой подход позволяет

Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

задать конкретные требования к геометрии съёмки: рабочему расстоянию до поверхности, пространственному разрешению, глубине резкости и характеристикам собственного освещения [2; 13].

Для задачи обнаружения мелких дефектов заранее сформулированы требования к качеству распознавания: отсутствие пропуска дефектов на тестовых данных, т.е. когда метрика полноты близка к единице, допустимая доля ложных срабатываний и ограничение по времени осмотра и обработки не более 2 часов. В дальнейшем именно эти ограничения определяют выбор архитектуры нейросетевой модели и структуру комбинированного алгоритма обработки изображений.

В статье мы последовательно разбираем два аспекта системы: параметры оптической подсистемы и алгоритмы распознавания дефектов. Сначала обосновываются требования к пространственному разрешению на поверхности, глубине резкости и уровню освещённости, позволяющие уверенно фиксировать мелкие дефекты на изображении фюзеляжа. Затем, на основе изображений с такими параметрами, сравниваются три варианта обработки: классические алгоритмы, нейросетевая модель на базе YOLOv8 и предложенный нами комбинированный метод, в котором нейросеть и формализованные процедуры работают совместно для повышения надёжности обнаружения дефектов.

Требования к качеству изображения

Качество изображения в задаче контроля фюзеляжа важно не само по себе. От него напрямую зависит, будет ли дефект вообще различим на снимке и сможет ли алгоритм выделить его на фоне сложной поверхности. Поэтому параметры системы съёмки связаны с размером дефектов, которые предполагается обнаруживать, и с реальной геометрией объекта — криволинейной обшивкой с выступающими элементами.

В качестве целевого масштаба в работе рассматриваются поверхностные повреждения размером порядка 0,5–1,0 мм: мелкие трещины, начальные очаги коррозии, локальные нарушения покрытия в зоне заклёпочных соединений [7; Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

13]. Чтобы отличие такого дефекта от фона не потерялось при оцифровке, его изображение должно занимать на матрице как минимум несколько пикселей по меньшей стороне [2]. На практике ориентируемся на то, что по меньшей мере два пикселя приходится на характерный размер дефекта, а лучше — больше.

Исходя из этого вводится требование к пространственному разрешению на поверхности: участок обшивки, приходящийся на один пиксель (GSD), должен быть заметно меньше минимального размера дефекта. Для рассматриваемого класса задач берётся порог порядка 0,25 мм/пикс: при таком значении дефект 0,5 мм занимает примерно два пикселя. В реальной конфигурации системы, описанной далее, удаётся получить GSD в диапазоне 0,031–0,124 мм/пикс, что даёт запас по разрешению от двух до восьми раз по отношению к целевому порогу. Это означает, что оптическая часть не является «узким местом»: на снимке присутствует больше деталей, чем требуется минимумом для алгоритмов распознавания.

Фюзеляж магистрального самолёта — это не плоская панель, а криволинейная оболочка с множеством выступов: заклёпок, усиливающих накладок, лючков, антенн. Даже при аккуратном позиционировании платформы с камерой расстояние до разных точек внутри одного кадра отличается на сантиметры и десятки миллиметров. Если глубина резкости окажется меньше этого разброса, часть изображения уйдёт в заметное расфокусирование, и мелкие дефекты по краям поля зрения станут неразличимы.

При выборе параметров оптики мы исходили из того, что диапазон изменения расстояния до обшивки внутри кадра может достигать 0,2 м. Для рабочей дистанции около 1 м, объектива с фокусным расстоянием 25 мм и диафрагмы $f/22$ расчёт даёт глубину резкости порядка 218 мм. Этого хватает, чтобы удерживать в приемлемой резкости как наиболее выступающие элементы, так и участки, удалённые от камеры на десятки миллиметров. В совокупности с выбранным GSD это позволяет считать изображение достаточно

детализированным и равномерно резким для последующей автоматической обработки.

Даже при подходящих GSD и DOF результат распознавания сильно зависит от освещения. Естественный свет меняется по уровню и спектру в зависимости от времени суток и погодных условий. Для задачи, где разные сессии контроля должны быть сопоставимы между собой, такая вариативность нежелательна.

Чтобы стабилизировать условия съёмки, используется собственная система подсветки. При диафрагме $f/22$ и выдержках порядка 5–10 мс расчёты показывают, что для рабочей дистанции 0,5–1,5 м нужна освещённость поверхности порядка 150–300 лк. В качестве эталонного спектра выбирается освещение с цветовой температурой около 5600 К и индексом цветопередачи CRI не ниже 95. Это связано с тем, что многие признаки дефектов — особенно коррозии и нарушений покрытия — выражены в первую очередь в цвете. Если спектр подсветки сильно меняется, алгоритм может принять цветовой перепад за дефект или, наоборот, «спрятать» реальное повреждение на фоне [13].

Таким образом, подсистема освещения по значимости практически не уступает выбору оптики. Стабильный уровень и спектр освещённости делают сравнимыми снимки, полученные в разные дни, и позволяют использовать одни и те же пороговые значения в алгоритмах обработки.

В качестве приёмника изображения используется CMOS-модуль на основе матрицы Sony IMX519 с разрешением 16 мегапикселей и размером пикселя 1,55 мкм. Такой сенсор обеспечивает достаточную плотность пикселей для выполнения требований по GSD при реалистичных рабочих расстояниях и имеет интерфейс CSI-2, удобный для подключения к встраиваемым вычислительным платформам мобильных инспекционных систем.

Для этой матрицы выбран объектив с фокусным расстоянием 25 мм. При рабочем расстоянии 0,5–2,0 м он даёт диапазон GSD примерно 0,031–0,124 мм/пикс, а при базовом расстоянии около 1 м расчётное значение GSD составляет около 0,062 мм/пикс. Это примерно в четыре раза лучше целевого порога 0,25

Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

мм/пикс, вытекающего из условия обнаружения дефекта 0,5 мм на двух пикселях. Расчёт поля зрения показывает, что при рабочей дистанции 1 м горизонтальный размер охватываемой области составляет около 0,29 м, что удобно как для планирования траектории движения платформы, так и для выбора масштабов входных данных для алгоритмов распознавания [1].

В итоге система технического зрения, рассматриваемая в работе, характеризуется следующими параметрами:

- пространственное разрешение порядка 0,062 мм/пикс при рабочем расстоянии 1 м;
- поле зрения около 0,29×0,29 м;
- глубина резкости порядка 0,22 м при диафрагме f/22;
- освещённость поверхности 150–300 лк при освещении типа D65 с CRI не ниже 95.

Дальнейшее сравнение алгоритмических подходов проводится именно на изображениях, приведённых к этим оптическим параметрам, что позволяет оценивать влияние методов обработки независимо от качества исходной съёмки.

Исследование алгоритмических подходов к распознаванию дефектов

В исследовании рассматривались три варианта алгоритмической обработки изображений: классические формализованные методы, нейросетевой подход на базе YOLOv8 и комбинированный метод, в котором нейросеть и алгоритмы обработки изображения используются последовательно [2; 13]. Все эксперименты проводились на изображениях, соответствующих параметрам оптической системы, выбранным ранее, что позволило оценивать именно вклад алгоритмической части, а не влияние различий в качестве съёмки.

Для обучения нейросетевой модели был подготовлен набор изображений, включающий трещины, коррозионные поражения, сколы покрытия и участки обшивки без дефектов. При формировании выборки использовались открытые изображения авиационных повреждений, а также примеры с различными ракурсами и условиями освещения, чтобы уменьшить чувствительность модели

Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

к изменению внешней среды. Разметка выполнялась вручную в среде CVAT. Результат выделения показан на рис. 1: для каждого дефекта задавалась ограничивающая область, которая затем сохранялась в формате YOLO. Данные были разделены на обучающую, валидационную и тестовую выборки в соотношении 60/20/20.



Рис.1 – Размеченные изображения

В качестве нейросетевого детектора использовалась модель YOLOv8 [10]. При её настройке основной акцент делался не на максимизацию точности любой ценой, а на достижение максимально возможной полноты обнаружения. Для задачи предполётного или регламентного осмотра пропуск дефекта более критичен, чем появление ложного срабатывания, поскольку ложная гипотеза может быть дополнительно проверена оператором, а пропущенный дефект остаётся незамеченным.

Результаты работы модели оценивались по метрикам полноты и точности [2]. Полнота определялась отношением числа верно обнаруженных дефектов к общему числу дефектов на изображениях, а точность — отношением числа верных срабатываний к общему числу всех срабатываний модели. Анализ зависимости этих метрик от порога уверенности показал, что при уменьшении порога можно добиться полноты, близкой к 1, однако это сопровождается увеличением количества ложных срабатываний и, как следствие, снижением точности. Данная зависимость приводится на рис. 2.

$$\text{Полнота (Recall)} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Точность (Precision)} = \frac{TP}{TP + FP}$$

TP – верный позитив; FP – ошибочный позитив;

FN – ошибочный негатив;

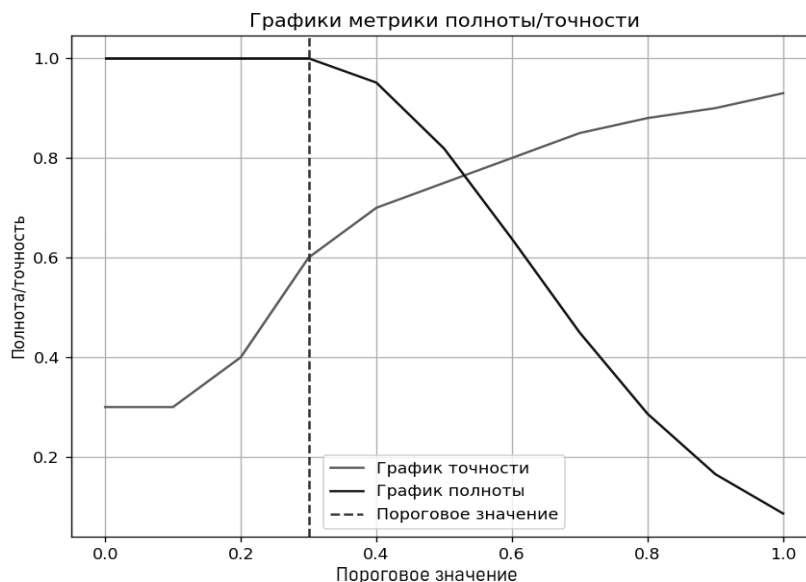


Рис. 2 – Зависимость метрик полноты и точности от порогового значения уверенности

Практические результаты подтвердили, что YOLOv8 уверенно выделяет большинство явно выраженных дефектов, включая крупные коррозионные зоны и протяжённые трещины. Время обработки одного изображения в проведённых экспериментах составляло десятки миллисекунд, что соответствует требованиям к быстродействию системы. Вместе с тем нейросеть формировала bounding boxes не только на реальных повреждениях, но и на ряде участков сложной текстуры, например в зонах со стыками панелей, группами заклёпок или контрастными переходами между фюзеляжем и фоном [9].

Параллельно с нейросетевым подходом были исследованы формализованные методы обработки изображений. Для предварительной обработки применялись преобразование в цветовое пространство HSV, перевод в оттенки серого, локальная коррекция контраста CLAHE и гауссово размытие. Для обнаружения трещин использовался оператор Canny, а для выделения коррозии — комбинация цветового анализа и анализа текстуры. Такие методы показали высокую чувствительность к локальным особенностям изображения,

однако именно поэтому они часто реагировали не только на дефекты, но и на штатные элементы конструкции и случайные объекты фона.

Анализ результатов обеих групп методов показал, что каждый из них решает лишь часть задачи. Нейросеть хорошо выделяет подозрительные области, но даёт лишние срабатывания. Формализованные алгоритмы способны уточнять форму повреждения и работать с его локальными признаками, но неустойчивы при обработке всего изображения целиком. По этой причине был выбран комбинированный подход, в котором нейросеть используется как первый этап локализации, а классические алгоритмы — как второй этап подтверждения дефекта внутри выделенной области интереса. Структура данного алгоритма показана на рис. 3.

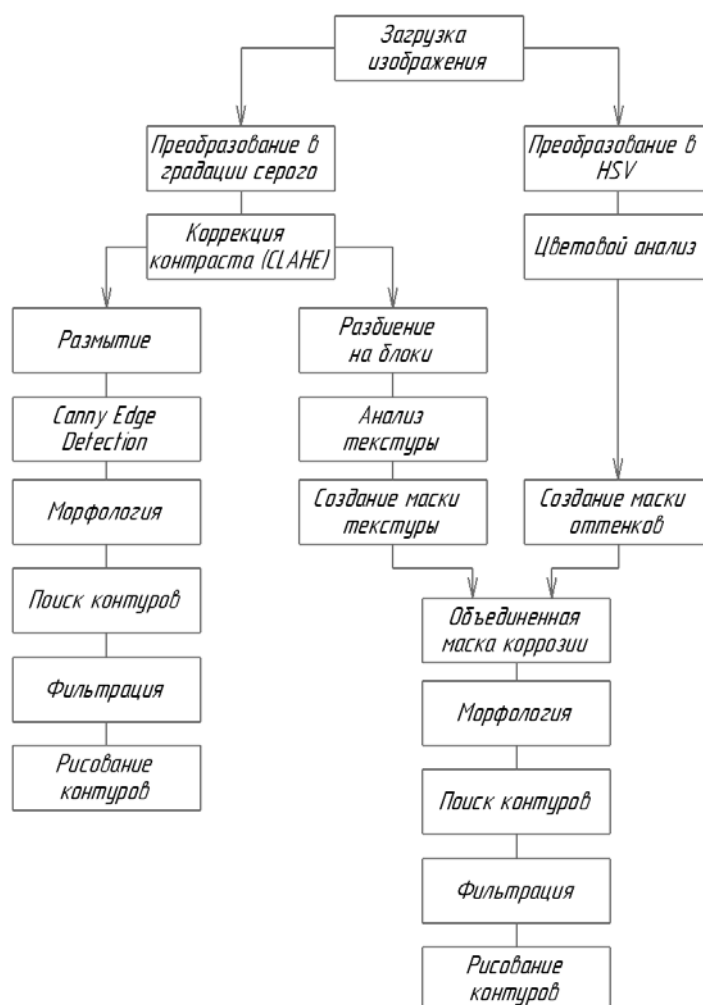


Рис. 3 – Алгоритм распознавания комбинированным методом

Работа комбинированного алгоритма организована следующим образом. Сначала исходное изображение подаётся на вход YOLOv8, и модель возвращает набор областей интереса с оценкой уверенности. Далее каждая такая область вырезается из исходного кадра и передаётся на локальную обработку. Внутри ROI выполняются HSV-анализ, выделение границ методом Canny и текстурный анализ; затем результаты объединяются в общую маску потенциального дефекта. После этого применяется фильтрация по площади, форме и ряду простых статистических признаков, чтобы отсеять мелкие артефакты и объекты, не соответствующие ожидаемой геометрии повреждения.

Такое разбиение на два этапа позволило уменьшить область поиска для формализованных алгоритмов и тем самым снизить число ложных срабатываний. Если нейросеть ошибочно выделяла фрагмент конструкции, внутри которого классические признаки дефекта не подтверждались, такой результат отбрасывался. Напротив, в случаях, когда в ROI действительно присутствовали характерные цветовые, контурные или текстурные признаки повреждения, область сохранялась как подтверждённый дефект. Результат работы демонстрируется на рис. 4.

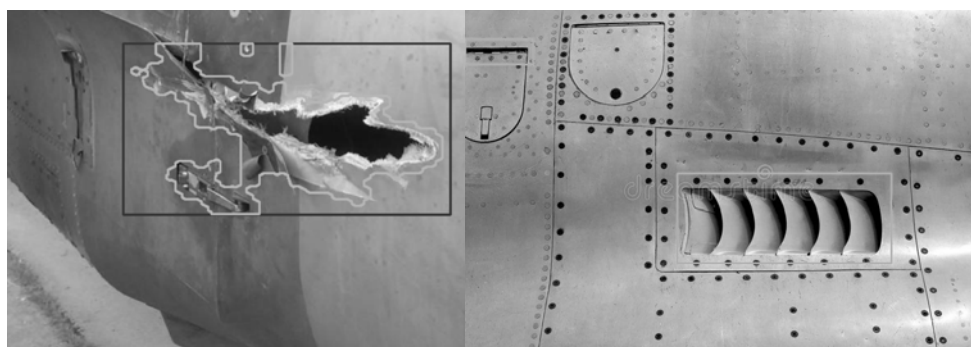


Рис. 4 – Подтверждение и опровержение наличия дефекта при помощи классических алгоритмов.

Таким образом, по результатам проведённого исследования чисто нейросетевой и чисто формализованный подходы не обеспечивают одновременно высокую полноту и приемлемую точность в условиях сложной текстуры фюзеляжа. Комбинированный метод позволяет сохранить

чувствительность нейросети к дефектам и одновременно использовать локальные признаки изображения для фильтрации ложных гипотез, что делает его более пригодным для практической задачи автоматизированного визуального контроля

Заключение

В работе рассмотрена система технического зрения, предназначенная для автоматизированного обнаружения дефектов на фюзеляже воздушного судна. Основное внимание было уделено не только выбору алгоритма распознавания, но и параметрам самой системы съёмки, поскольку именно они определяют, насколько уверенно на изображении будут различимы мелкие повреждения. Расчёты показали, что при использовании матрицы Sony IMX519, объектива с фокусным расстоянием 25 мм и рабочей дистанции около 1 м можно получить пространственное разрешение порядка 0,062 мм/пикс, поле зрения около 0,29×0,29 м и глубину резкости порядка 0,22 м, чего достаточно для работы с дефектами размером около 0,5 мм.

Сравнение алгоритмических подходов показало, что каждый из них имеет свои сильные стороны и свои ограничения. Классические методы обработки изображений позволяют хорошо работать с локальными признаками дефекта — контуром, цветом и текстурой, — но при анализе всего кадра слишком чувствительны к заклёпкам, стыкам панелей и другим элементам нормальной конструкции. Нейросетевой подход на базе YOLOv8, наоборот, уверенно выделяет подозрительные области даже на сложном фоне, однако без дополнительной проверки формирует заметное число ложных срабатываний.

По этой причине в работе был выбран комбинированный алгоритм, в котором нейросеть выполняет первичную локализацию областей интереса, а формализованные методы используются для их последующей валидации и уточнения границ дефекта. Такая схема позволила сохранить высокую чувствительность к реальным повреждениям и одновременно уменьшить количество недостоверных обнаружений на участках сложной текстуры.

Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

Полученный результат показывает, что для задачи автоматизированного визуального контроля фюзеляжа наиболее целесообразно совместное использование нейросетевых и классических методов, а не применение только одного из этих подходов.

Библиографический список:

1. Airbus S.A.S. A320 Aircraft Characteristics. Airport and Maintenance Planning. Rev. 44. Toulouse: Airbus S.A.S., 2024. 282 p.
2. Breitenstein J., Glock T., Michelmann B., Saur G., Roesch R. Evaluation of depth data for aircraft visual inspection // IEEE Access. 2021. Vol. 9. P. 90334–90350.
3. Delta Drone. The aeronautical inspection system developed by Donecle becomes an international reference for the entire Airbus A320 aircraft range: press release // GlobeNewswire. 28.09.2021. URL: <https://www.globenewswire.com> (дата обращения: 10.03.2026).
4. Drones and drone technology: rethinking inspections // Aviation Business News. 21.01.2025. URL: <https://www.aviationbusinessnews.com> (дата обращения: 10.03.2026).
5. Hobbs A., Williamson A. Unsafe acts and unsafe outcomes in aircraft maintenance // Ergonomics. 2003. Vol. 46, No. 4. P. 455–473.
6. International Civil Aviation Organization. Doc 9824 AN/450. Ground Handling. 2nd ed. Montreal: ICAO, 2008. 178 p.
7. Jovančević I., Orteu J.-J., Sentenac T., Bugarin J. Automated exterior inspection of an aircraft with a pan-tilt-zoom camera mounted on a mobile robot // Journal of Electronic Imaging. 2015. Vol. 24, No. 6. P. 061110.
8. Lattanzi D., Miller G. Review of robotic infrastructure inspection systems // Journal of Infrastructure Systems. 2017. Vol. 23, No. 3. P. 04017004.
9. Malekzadeh T., Abdollahzadeh M., Nejati H., Cheung N.M. Aircraft fuselage defect detection using deep neural networks // Proc. of 26th European Signal Processing Conf. (EUSIPCO). 2018. P. 1885–1889.

- 10.Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement // arXiv preprint arXiv:1804.02767. 2018. 6 p.
- 11.Smart Automated Aircraft Visual Inspection System (SAAVIS) // A*STAR Institute for Infocomm Research (I²R). URL: <https://www.a-star.edu.sg> (дата обращения: 10.03.2026).
- 12.Yang L., et al. Automated aircraft structural defect detection using deep learning and computer vision // Jurnal Mekatronika. 2025. Vol. 7, No. 2. P. 45–58.
- 13.Yasuda Y.D.V., Cappabianco F.A.M., Martins L.E.G., Gripp J.A.B. Aircraft visual inspection: a systematic literature review // Computers in Industry. 2022. Vol. 141. P. 103695.
- 14.Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2000. Vol. 22, No. 11. P. 1330–1334.
- 15.Шумов М. Робот, дрон и нейросеть: как устроен маёвский комплекс для осмотра самолётов // Официальный сайт МАИ. 2025. URL: <https://mai.ru> (дата обращения: 10.03.2026)