

УДК 004.93'11 : 004.93'12 : 004.932.2 : 004.932.72'1

DOI: 10.25686/978-5-8158-2474-4-2025-607-618

Модернизация системы управления для обнаружения края металлической полосы, свёрнутой в рулон, на агрегате продольной и поперечной резки листа с применением компьютерного зрения

Е. О. Зубова^{1,2}, М. Н. Шамшин¹, А. В. Рыбаков^{1,2}

¹АО «ОМК», Москва, Россия

²ВФ НИТУ «МИСИС», Выкса, Россия

Аннотация. В статье проведён анализ возможности применения компьютерного зрения для задачи обнаружения края металлической полосы, свёрнутой в рулон, на агрегате продольной и поперечной резки листа (АПР) при задаче этого края в агрегат. Для определения положения края полосы применяется цифровая видеокамера. В статье рассмотрены два алгоритма для обнаружения края полосы: алгоритм с применением Canny Edge Detector с последующим преобразованием Хафа и применением детектора углов Ши-Томаси и алгоритм с применением нейронной сети. Для первого алгоритма был предварительно проведён сравнительный анализ различных алгоритмов компьютерного зрения, критериями которого являлись точность обнаружения объекта и время обработки алгоритмом одного кадра. Для алгоритма с применением нейронной сети были предварительно выполнены обучение двух версий YOLO, YOLOv5 и YOLOv8 и их сравнительный анализ на основании полученных метрик. Проведён сравнительный анализ алгоритма с применением детекторов и алгоритма с применением нейронной сети для определения наиболее подходящего для решения поставленной задачи. Разработано программное обеспечение с интерфейсом на основе выбранного алгоритма, проведена интеграция разработанного программно-аппаратного комплекса с системой АСУ ТП АПР и осуществлен ряд экспериментов для определения качества работы системы.

Ключевые слова: компьютерное зрение, нейронные сети, цифровая обработка изображений, программно-аппаратный комплекс, система управления, агрегат продольной резки листа.

Modernization of the control system for detecting the edge of a rolled metal strip on a sheet longitudinal and transverse cutting unit using computer vision

E. O. Zubova^{1,2}, M. N. Shamshin¹, A. V. Rybakov^{1,2}

¹OMK JSC, Moscow, Russia

²VF NUST MISIS, Vyksa, Russia

Abstract. The article analyzes the possibility of using computer vision for the task of detecting the edge of a rolled metal strip on a sheet longitudinal and transverse cutting unit (APR) when inserting this edge into the unit. A digital video camera is used to determine the position of the edge of the strip. The article discusses two algorithms for detecting the edge of the strip: an algorithm using the Canny Edge Detector followed by the Hough transform and the use of the Shi-Tomasi angle detector and an algorithm using a neural network. For the first algorithm, a preliminary comparative analysis of various computer vision algorithms was carried out, the criteria of which were the accuracy of object detection and the processing time of a single frame by the algorithm. For the algorithm using a neural network, two versions of YOLO, YOLOv5 and YOLOv8, were preliminarily trained, and their comparative analysis was based on the obtained metrics. A comparative analysis of the algorithm using detectors and the algorithm using a neural network is carried out to determine the most suitable one for solving the problem. Software with an interface based on the selected algorithm was developed, the integration of the developed software and hardware complex with the automated process control system of the APR was carried out, and a number of experiments were conducted to determine the quality of the system.

Keywords: computer vision, neural networks, digital image processing, software and hardware complex, control system, sheet slitting unit.

Введение

В настоящее время компьютерное зрение (Computer Vision, CV) всё чаще применяется в промышленности, в том числе в металлургии [1]. Например, благодаря обработке кадра путём моделирования и вычитания фона (модель фона строится на основе усреднения кадров) можно автоматически обнаруживать поверхностные дефекты сварных соединений труб из нержавеющей стали [2]. Технологии CV используются для обнаружения сварного шва при лазерной сварке, для чего применяется нейронная сеть и классификатор для устранения аномальных элементов [3]. Компьютерное зрение применяется для обработки изображений спечённых поверхностей на основе алгоритма семантической сегментации и схемы полууправляемого глубокого обучения для

классификации, основанной на псевдометках [4]. При помощи Computer Vision осуществляют обнаружение поверхностных дефектов горячекатаной стали в роботизированных системах, основанное на применении механизмов внимания и расширенной свёртке [5]. Кроме того, разрабатываются системы обнаружения дефектов на малых зубчатых передачах, изготовленных методом порошковой металлургии, с применением свёрточных нейронных сетей [6]. Авторы [7] предлагают для решения проблем, связанных с низкой эффективностью и сильной субъективностью применяемых методов обнаружения дефектов сварных швов с помощью радиографической визуализации, использовать метод обнаружения дефектов сварных швов на основе многоканальной свёрточной нейронной сети. В [8] авторы решают проблему обработки рентгеновских снимков для обнаружения дефектов сварных швов, связанную с низкой контрастностью и большим разнообразием форм и размеров дефектов, при помощи модуля повышения контрастности кривой значений серого (GCE) и модели, специально разработанной для обнаружения дефектов на сварных швах (WD-YOLO). Авторы [9] предлагают повысить эффективность обнаружения поверхностных дефектов на металлических деталях при помощи метода, основанного на нейронной сети IE-YOLOv5. В работе [10] авторы предлагают новую сеть для обнаружения дефектов на металлических поверхностях под названием YOLOv-5s-FRN, которая решает проблему неэффективного обнаружения, характерную для традиционной системы ручного контроля. Другие исследователи [11] предлагают усовершенствованный метод обнаружения дефектов на металлических поверхностях на основе Cascade R-CNN. В работе [12] авторами предложено решение проблемы обнаружения дефектов на металлических поверхностях, связанной с нехваткой размеченных данных для новых целевых дефектов, при помощи модели, разработанной на основе контрастного обучения с использованием конвейера аугментации и облегчённого свёрточного кодировщика. В [13] авторы предлагают feature-aware network (FaNet) для классификации дефектов по нескольким изображениям, которая может эффективно различать новые классы при небольшом количестве размеченных образцов. Авторами [14] представлена новая модель для обнаружения дефектов на поверхности металла, которая сочетает в себе преимущества модуля CSPlayer и механизма глобального улучшения внимания на основе модели YOLOv5s. В статье [15] приведен алгоритм обнаружения микродефектов на поверхности металла YOLO-MD. Для обнаружения дефектов на поверхности металла авторами [16] предложена модель MeDERT, повышающая эффективность и точность процесса обнаружения. В работе [17] авторами проведён сравнительный анализ нескольких предварительно обученных нейронных сетей для задачи обнаружения и классификации трещин.

Постановка задачи

В данной работе рассматривается одна из задач металлургического производства, в которой применяется компьютерное зрение – это автоматизация процесса позиционирования края полосы, смотанной в рулон, на агрегате продольной и поперечной резки листа. Агрегат продольной и поперечной резки листа применяется на литейно-прокатном комплексе (ЛПК) для раскроя штрипса на мерную длину и/или ширину и включает в себя операцию размотки рулона на разматывателе [18]. В ходе этой операции осуществляется поворот рулона в положение, удобное для разрезания упаковочной ленты на рулоне, отгибки края полосы выдвижным откидным столом (заправочным столом) и задачи этого края в линию агрегата [19].

Была поставлена следующая задача: разработать программно-аппаратный комплекс (ПАК) для определения края полосы (далее конец рулона), смотанной в рулон, на АПР [19].

Автоматизацию процесса определения положения конца рулона можно осуществить как с использованием датчиков, так и с применением системы компьютерного зрения. В качестве альтернативных вариантов были проанализированы индуктивный, ёмкостный, ультразвуковой и лазерный датчики перемещения. В результате анализа выявлено, что применение датчиков для обнаружения конца рулона неэффективно, так как сложно подобрать необходимый тип датчика, который работал бы без влияния помех, не имел жёстких технических требований к установке и мог определить конец рулона, имеющего относительно маленькую толщину полосы. Если же использовать комплекс датчиков, то такая система будет сложной и дорогой в установке и эксплуатации. Поэтому

для обнаружения конца рулона было принято решение использовать систему компьютерного зрения, поскольку она удовлетворяет всем описанным выше требованиям.

В процессе работы были опробованы алгоритмы обнаружения конца рулона как с применением детекторов, так и с использованием нейронной сети.

Теория

1. Анализ контура управления вращением рулона на барабанах размотывателя

В рамках работы более подробно была рассмотрена часть автоматизированной системы управления, связанная с процессом вращения рулона на барабанах размотывателя при помощи асинхронного электродвигателя при позиционировании конца рулона для его задачи в линию АПР, для чего была составлена схема контура управления, представленная на рисунке 1.

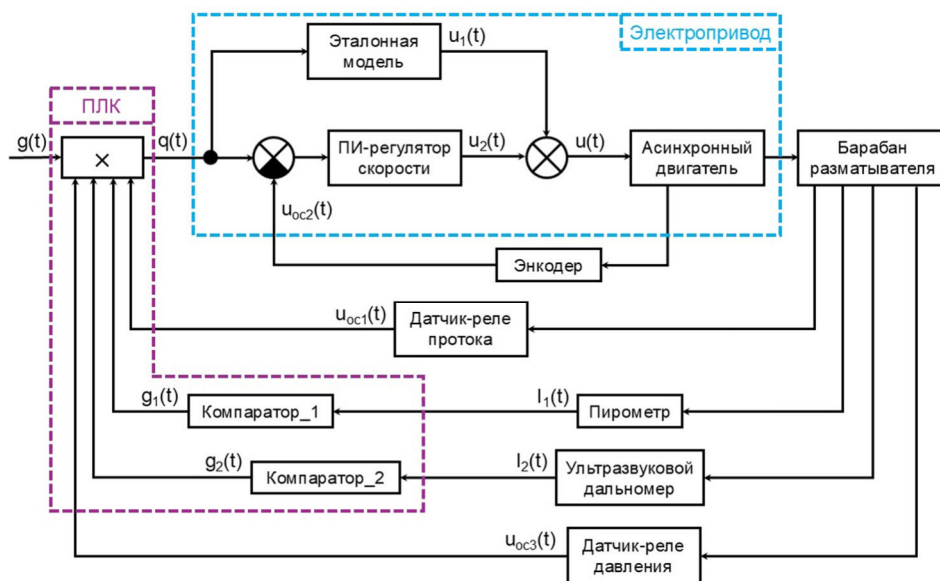


Рис. 1. Схема контура управления вращением рулона на барабанах размотывателя при позиционировании конца рулона для его задачи в линию АПР

Рассматриваемый контур управления состоит из программируемого логического контроллера (ПЛК) (далее контроллер), электропривода, барабана размотывателя, являющегося исполнительным органом рабочей машины, и датчиков (энкодер, пирометр, ультразвуковой дальномер и датчик-реле давления).

На схеме контроллер представлен в виде элемента умножения и двух компараторов, которые реализованы в контроллере в виде кода.

На вход контроллера поступают:

- входное воздействие $g(t)$, представляющее собой нажатие оператором кнопки начала вращения барабана размотывателя;
- сигналы обратной связи в виде величин напряжения $u_{oc1}(t)$ и $u_{oc3}(t)$ от датчика-реле протока жидкой смазки редуктора размотывателя и от датчика-реле давления (обратная связь от барабана размотывателя) соответственно;
- сигналы обратной связи в виде величин тока $I_1(t)$ и $I_2(t)$ от пирометра (обратная связь от рулона, расположенного на барабанах размотывателя) и ультразвукового дальномера (обратная связь от рулона, расположенного на барабанах размотывателя) соответственно (в контроллере эти сигналы обрабатываются при помощи элементов сравнения (компараторов), на выходе которых формируются сигналы $g_1(t)$ и $g_2(t)$).

В результате обработки всех входных сигналов на выходе контроллера формируется заданное значение скорости $q(t)$.

Электропривод на схеме представлен блоком, включающим в себя пропорционально-интегральный регулятор (ПИ-регулятор) скорости, эталонную модель, асинхронный двигатель, энкодер и сумматоры. Принцип действия электропривода следующий: на вход электропривода поступает сигнал заданного значения скорости $q(t)$, который параллельно подаётся в эталонную модель (предназначена для подавления переходных процессов и устранения отклонения между заданным и фактическим значением скорости, обусловленного запаздыванием, при постоянном значении скорости), формируется выходной сигнал $u_1(t)$ в виде $q(t)$ и в ПИ-регулятор скорости в виде разности $q(t)$ и фактического значения скорости $u_{oc2}(t)$ (поступает по обратной связи от энкодера) (формируется выходной сигнал $u_2(t)$); далее полученные выходные сигналы $u_1(t)$ и $u_2(t)$ суммируются, образуя заданное значение момента вращения, которое поступает на асинхронный электродвигатель, обеспечивающий вращение барабана размотчика.

2. Алгоритм обнаружения конца рулона при помощи детекторов

В настоящее время существует большое количество алгоритмов компьютерного зрения и цифровой обработки изображений (ЦОИ). Для определения алгоритма, наиболее подходящего для решения поставленной задачи, был проведён сравнительный анализ различных алгоритмов компьютерного зрения и ЦОИ при помощи разработанной ранее мини-программы, в которой представлены различные алгоритмы компьютерного зрения и ЦОИ с возможностью интерактивного изменения параметров методов, применяемых в этих алгоритмах, а также с выводом времени работы каждого из алгоритмов.

При анализе бралось исходное изображение рулона с ровным концом. Далее к этому изображению применялись разные алгоритмы компьютерного зрения и ЦОИ с подбором подходящих параметров методов, которые применяются в этих алгоритмах [19].

Определение точности работы каждого из алгоритмов проводилось путём их применения к ряду изображений и дальнейшего расчёта по формуле для определения ассигасы на основании полученных данных.

При применении к изображению ряда алгоритмов, в том числе Canny Edge Detector с последующим применением Line Segment Detector (LSD) (рис. 2), билатерального фильтра и некоторых других, кроме самого конца полосы обнаруживались также и другие объекты, которые сложно отфильтровать, либо к ним нужно применять дополнительную фильтрацию, что может сказаться на быстродействии программы [19].

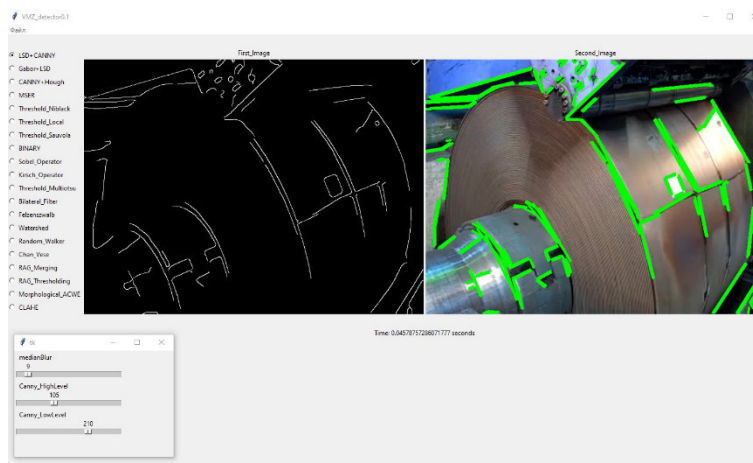


Рис. 2. Применение Canny Edge Detector с последующим использованием Line Segment Detector (LSD)

Некоторые алгоритмы, такие как Region adjacency graph (RAG) Thresholding (пороговый фильтр по значению графов смежности регионов) (рис. 3), Region adjacency graph (RAG) Merging (объединение графов смежности регионов) и некоторые другие, несмотря на то, что хорошо выделяли конец полосы, длительны по времени (обработка одного изображения занимает 1,69 с (см. табл. 1)) и к ним нужно применять дополнительную фильтрацию, что ещё сильнее усугубило бы ситуацию, связанную с быстродействием программы [19].

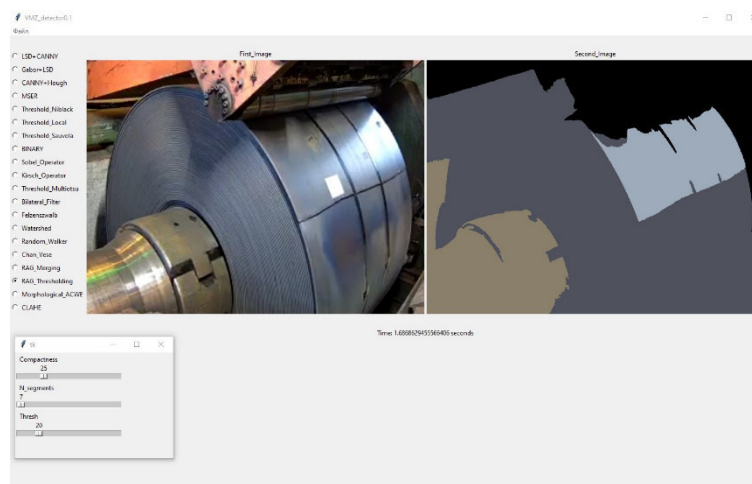


Рис. 3. Применение Region adjacency graph (RAG) Thresholding

Таблица 1. Сравнение результатов обработки изображений рулона алгоритмами компьютерного зрения и ЦОИ

Параметр	LSD + Canny	Canny + Hough	Bilateral filter	RAG Merging	RAG Thresholding	Threshold Niblack	Threshold Binary
Точность	0,65	0,7	0,6	0,6	0,65	0,68	0,65
Время обработки, с	0,046	0,031	0,579	1,772	1,687	0,05	0,018

Единственным алгоритмом, в котором не было ложных срабатываний и, соответственно, к которому не нужно было в дальнейшем применять дополнительную фильтрацию, а также который имел допустимое время по быстродействию (0,03 с), являлся алгоритм Canny Edge Detector с последующим применением преобразования Хафа (рис. 4) [19].

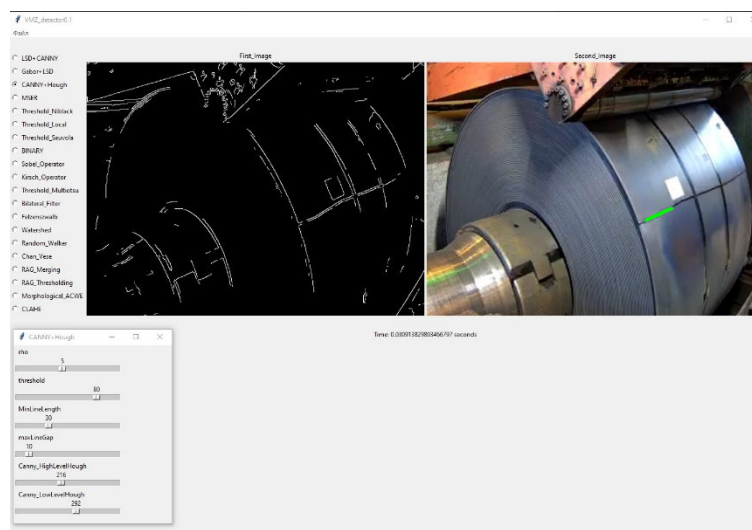


Рис. 4. Применение Canny Edge Detector с последующим использованием преобразования Хафа

Поэтому было принято предварительное решение использовать этот алгоритм для поиска прямолинейных концов полосы [19].

Оператор Canny Edge Detector использует алгоритм, который состоит из четырёх основных этапов: сглаживание входного изображения и удаление шума, вычисление градиентов, «не максимальное подавление» и порог гистерезиса [20, 21].

Преобразование Хафа (Hough) – это преобразование, используемое для обнаружения прямых линий, в основе которого лежит утверждение, что любая точка бинарного изображения может быть частью некоторого набора возможных линий в пространстве Хафа [22].

Однако конец полосы может иметь криволинейную форму, поэтому к выбранному алгоритму ещё был добавлен детектор углов Ши-Томаси. Данный детектор является модификацией детектора углов Харриса. Углом на изображении являются те области, где происходят значительные изменения яркости по всем направлениям. Именно эта идея лежит в основе детектора Харриса и соответственно детектора Ши-Томаси. Отличие детектора Ши-Томаси от детектора Харриса заключается в том, что в детекторе углов Ши-Томаси оценка того, содержит окно угол или нет, осуществляется по формуле (1)

$$R = \min(\lambda_1, \lambda_2), \quad (1)$$

где λ_1 и λ_2 – собственные значения матрицы; R – мера отклика.

Если она больше порогового значения, то эта область изображения считается углом [23].

3. Алгоритм обнаружения конца рулона при помощи нейронной сети

Далее был опробован алгоритм с применением нейронной сети YOLO. Было проведено обучение двух версий нейронной сети YOLO: YOLOv5 и YOLOv8. Данные версии были выбраны, так как на момент создания ПО версии модели выше YOLOv8 не были выпущены, а модели ниже YOLOv5 сильно уступают YOLOv5 и YOLOv8 по точности и скорости. YOLOv6 и YOLOv7 не были выбраны, так как они уступают YOLOv5 по скорости и производительности.

Для обучения моделей было собрано 659 различных изображений с камеры, расположенной на реально действующем агрегате. Разметка изображений проводилась в веб-платформе CVAT.

Результаты обучения двух версий YOLO представлены ниже (рис. 5-7).

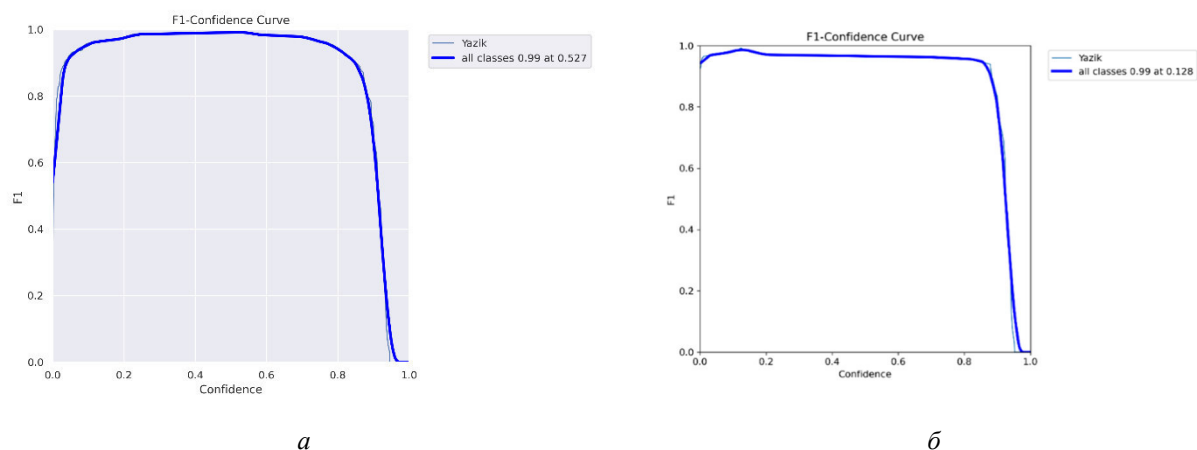


Рис. 5. Кривые F1-меры для YOLOv5 (a) и YOLOv8 (б)

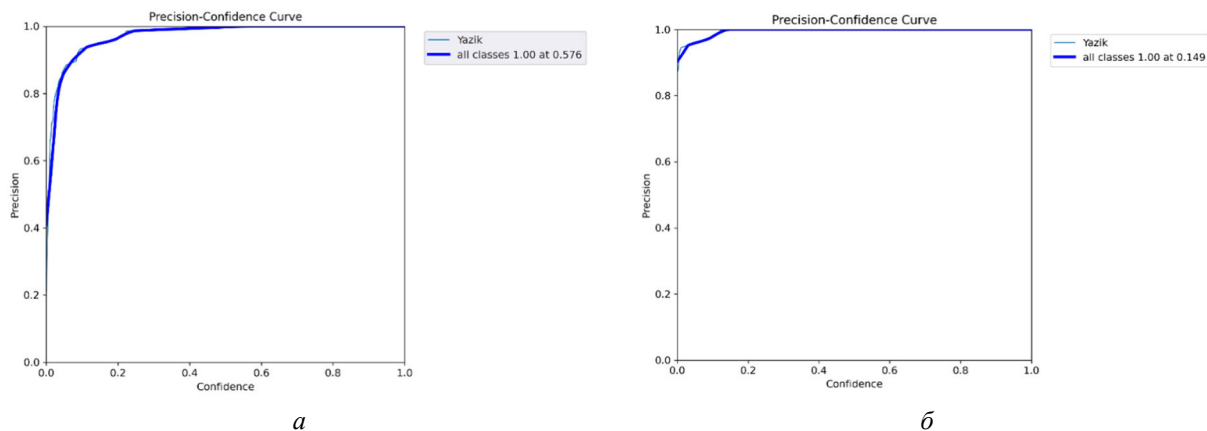


Рис. 6. Кривые precision для YOLOv5 (a) и YOLOv8 (б)

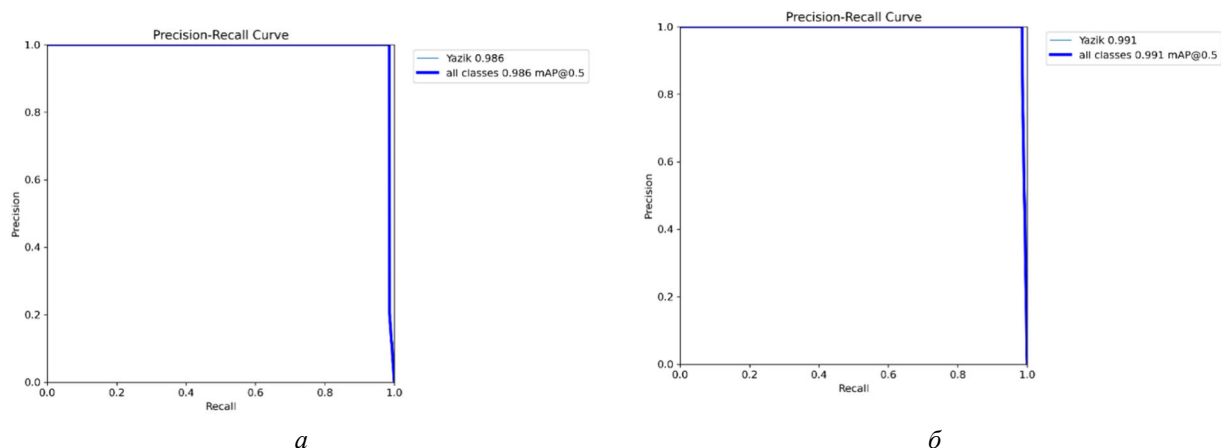


Рис. 7. Кривые recall для YOLOv5 (а) и YOLOv8 (б)

По результатам обучения были сформулированы следующие выводы:

- обе версии показали высокую способность обнаруживать все экземпляры класса и низкое количество ложных срабатываний. Кривые F1 имели значение 0,99, что свидетельствовало о сбалансированности точности и полноты в обеих версиях;
- однако YOLOv8 отличалась более высокой точностью при меньшем пороге достоверности и большим быстродействием.

4. Сравнительный анализ алгоритма с применением детекторов и алгоритма с применением нейронной сети

Если сравнивать алгоритм на основе Canny Edge Detector и преобразования Хафа и алгоритм на основе нейронной сети, то алгоритм с применением детекторов работал быстрее (0,055 с), чем алгоритм с применением нейронной сети (0,3 с), однако он выдавал большое количество ложных срабатываний (точность работы составила 65 %), которые никак не удавалось устранить. В этом плане алгоритм с нейросетью отработал точнее (90 %), поэтому для дальнейшей разработки было принято решение использовать именно его. Недостаток, связанный со временем работы, было решено устранить путём использования более мощного компьютера с видеокартой, а также благодаря оптимизации алгоритма. Повысить точность обнаружения в случае нейронной сети можно при помощи дообучения её на дополненном наборе данных.

На основе выбранного алгоритма обнаружения конца рулона было разработано программное обеспечение с интерфейсом.

Результаты экспериментов

Разработка ПО включала в себя проектирование архитектуры и написание кода программы.

1. Проектирование архитектуры ПО

Изначально программа по поиску конца рулона была реализована на основе монолитной архитектуры, однако при её тестировании выявлены значительные отставания по времени, поэтому было принято решение перестроить программу в соответствии с микросервисной архитектурой, где некоторые модули работают в отдельных потоках. В результате была спроектирована диаграмма потоков данных (рис. 8).

В данной программе есть один управляющий модуль, который запускается через модуль интерфейса (именно этот модуль запускается через main при запуске программы) и управляет запуском других модулей (захват кадра, обработка кадра, сохранение кадра, взаимодействие с контроллером), каждый из которых работает в отдельном потоке. Взаимодействие между потоками осуществляется при помощи потокобезопасных очередей. Поток захвата кадров непосредственно взаимодействует с камерой через протокол RTSP, после чего передаёт полученный кадр в поток основной обработки. В потоке основной обработки последовательно выполняются следующие процессы, реализованные в виде отдельных классов: предобработка кадра, обработка кадра нейронной сетью, вычисление угла

поворота в случае обнаружения конца рулона. Данные, полученные из потока основной обработки, поступают на интерфейс, в поток сохранения кадра и в поток взаимодействия с контроллером. Поток сохранения кадра включает в себя отрисовку на изображении необходимых элементов и сохранение этих изображений в случае необходимости. Поток взаимодействия с контроллером производит непосредственный приём и передачу данных в контроллер через протокол S7.

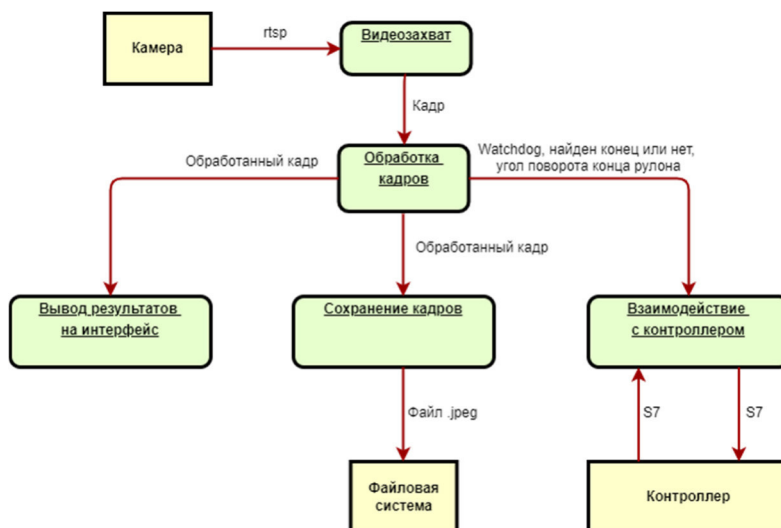


Рис. 8. Схема взаимодействия программных модулей ПАК

2. Интерфейс

Для программы был разработан пользовательский интерфейс, однако в процессе выполнения работы выявлено отсутствие необходимости в активном взаимодействии пользователя с интерфейсом, так как программа должна работать постоянно в автоматическом режиме. В результате чего было принято решение использовать в качестве интерфейса окно, на котором отображаются видеопоток с камеры и необходимые фигуры (рис. 9).

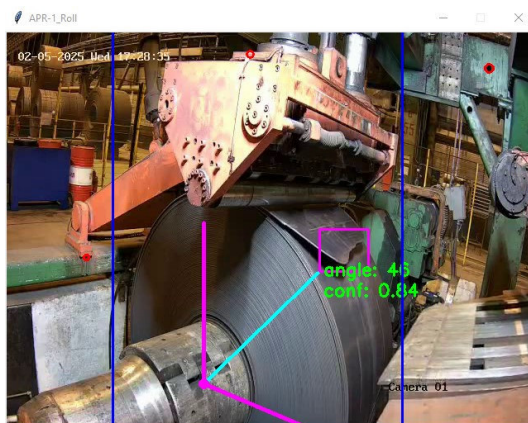


Рис. 9. Интерфейс программы поиска конца рулона

На этом интерфейсе отображаются:

- три маленьких красных окружности, по которым в случае необходимости можно отрегулировать положение камеры;
- вертикальные синие линии, показывающие область, в которой система производит поиск конца рулона;
- точка начала координат и координатные оси, в соответствии с которыми происходит расчёт угла поворота конца рулона;
- другие фигуры и надписи, которые появляются в случае обнаружения конца рулона (ограничивающая рамка, значение угла поворота и т. д.).

3. Модернизация автоматизированной системы управления узла разматывателя АПР

После разработки ПАК была проведена его интеграция с контроллером системы АСУ ТП АПР.

Схема контура управления вращением рулона на барабане разматывателя после модернизации путём интеграции системы позиционирования конца рулона с применением компьютерного зрения представлена на рисунке 10.

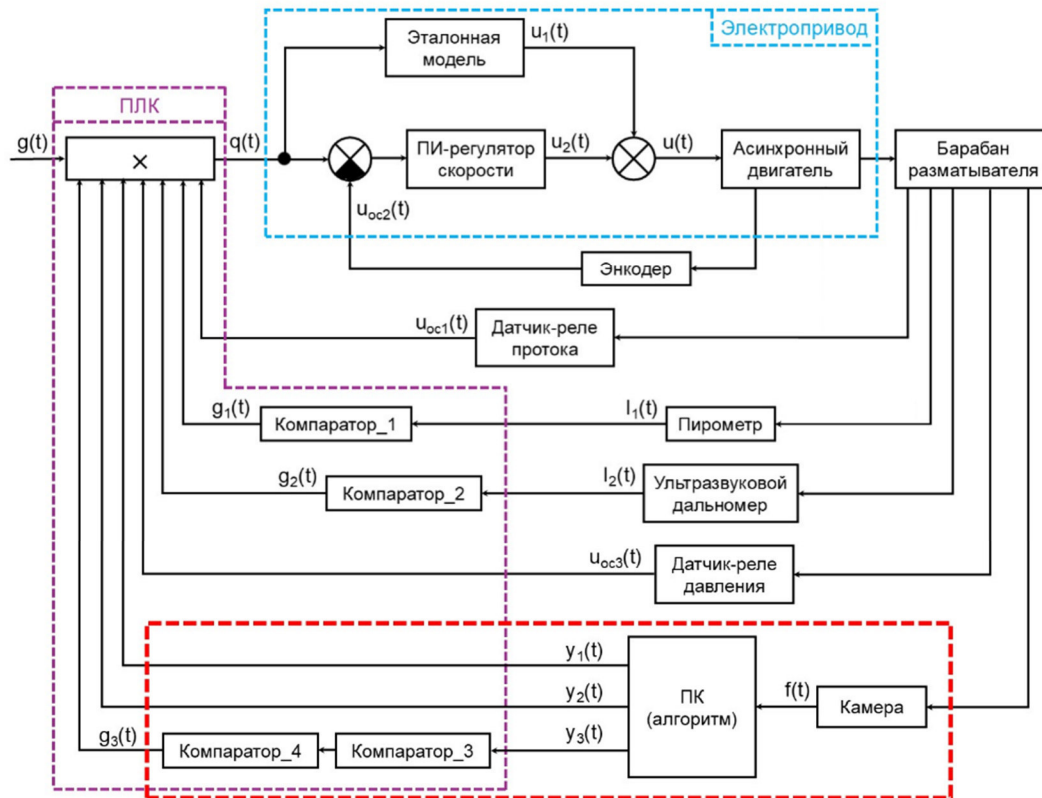


Рис. 10. Схема контура управления после модернизации

В данную схему были добавлены следующие элементы:

- камера, которая получает изображение рулона (кадр, $f(t)$) и передаёт его на ПК с алгоритмом;
- ПК с алгоритмом после получения изображения производит его обработку, в результате которой на выходе формируются три сигнала: watchdog ($y_1(t)$), найден/не найден конец рулона ($y_2(t)$) и угол поворота найденного конца рулона ($y_3(t)$). Далее эти сигналы поступают на вход контроллера;
- угол поворота поступает на компараторы, реализованные в виде программного кода на ПЛК. На выходе из компараторов формируется сигнал $g_3(t)$.

4. Эксперименты

Был проведён ряд экспериментов, а именно проверка правильности передачи сигналов в контроллер, определение времени запаздывания поступления сигналов в контроллер, проверка работы системы после интеграции (проверка совместной работы кода ПАК и кода ПЛК), а также проверка точности вычисления угла.

Для обработки результатов этих экспериментов применялась программа (средство диагностики) IBA Analyzer (рис. 11). Благодаря этой программе происходила проверка того, правильно ли приходят сигналы от ПАК, например, watchdog должен изменяться раз в секунду (не реже и не чаще). Также в ней определялось время запаздывания поступления сигналов, например, при проверке того, произведётся ли остановка двигателя при достижении определённого значения угла. Кроме того, с помощью IBA Analyzer можно было определить, что могло стать причиной того, что система, например, не нашла конец рулона: сам ПАК дал сбой, или помешал заправочный стол.

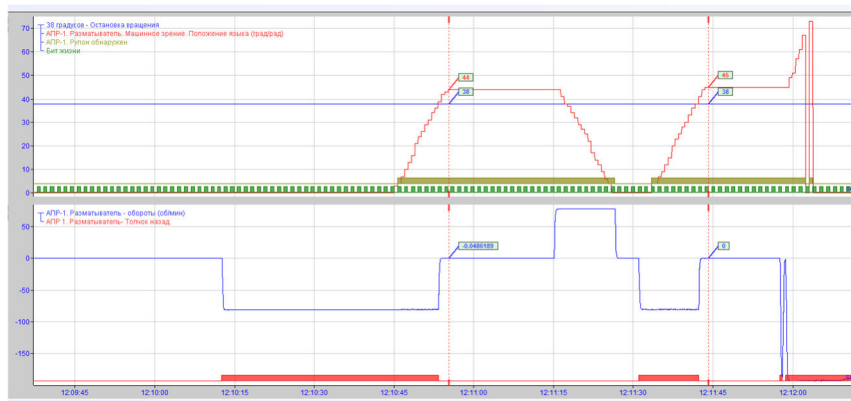


Рис. 11. Результат эксперимента по проверке корректности работы системы управления после модернизации

Кроме IBA Analyzer также применялось нанесение разметки на сам рулон. Проводилось это для экспериментов по определению точности вычисления угла поворота конца рулона. На рулон наносились линии, соответствующие концу рулона, а также линии, находящиеся в позиции 45 и 90 градусов от него, после чего осуществлялась обработка изображения этого рулона ПАК. Далее происходило вычисление отклонения значения угла, посчитанного системой от фактического угла поворота, а также корректировка работы программы в связи с полученными отклонениями (рис. 12).

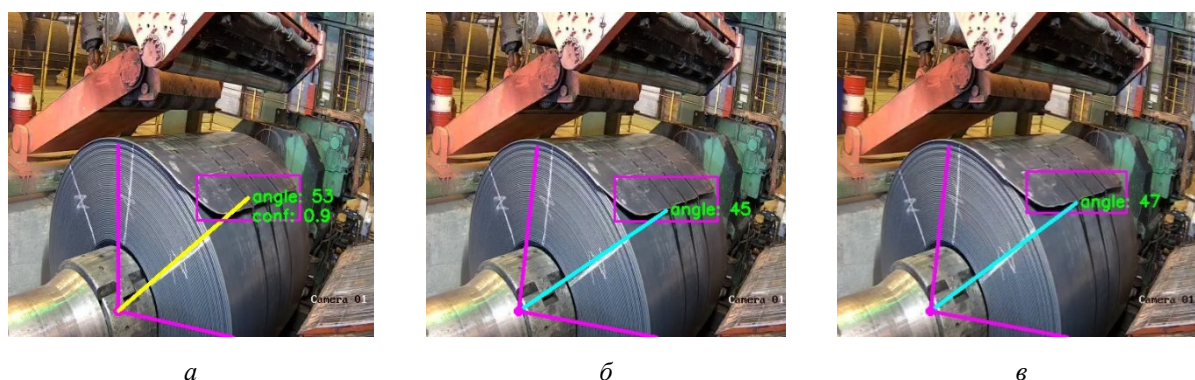


Рис. 12. Результаты эксперимента по определению точности вычисления угла поворота конца рулона и корректировки кода программы на основе этих результатов:

а) результат эксперимента (отклонение в 8 градусов); б) результат корректировки кода программы по данным эксперимента; в) результат проверки программы после корректировки

Обсуждение результатов

В результате проведённой работы был разработан программно-аппаратный комплекс для определения положения конца рулона на АТР.

Для определения качества работы системы проведены эксперименты в реальных условиях на 100 изображениях рулонов, по результатам которых была составлена матрица ошибок (табл. 2).

Таблица 2. Матрица ошибок

		Предсказанное состояние	
		Positive	Negative
Реальное состояние	Positive	True positive (TP) = 70	False negative (FN) = 1
	Negative	False positive (FP) = 2	True negative (TN) = 27

При помощи этой матрицы для задачи детекции объектов на изображении рассчитываются следующие метрики качества работы системы:

- precision – доля истинных положительных результатов среди всех положительных обнаружений. Оценивается способность системы избегать ложных срабатываний. Вычисляется по формуле (2).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}; \quad (2)$$

- recall – доля истинных положительных результатов среди всех реальных. Оценивается способность системы обнаруживать все экземпляры объекта. Вычисляется по формуле (3).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (3)$$

По результатам экспериментов точность обнаружения конца рулона (precision) составила 97 %, а полнота составила 99 %. Причиной низкого значения точности по сравнению со значением полноты является наличие ложных срабатываний, которые появляются из-за нестандартных рулонов (например, с большим количеством упаковочной ленты).

Точность вычисления угла поворота конца рулона для больших диаметров (1,8...2,1 м) составила в среднем 3°...4°, для средних (1,5...1,8 м) – 5°...7° и для малых (менее 1,5 м) – 8°...10°. Такой разброс по точности, связан с тем, что система координат, относительно которой происходит расчёт угла поворота является фиксированной, в то время как рулоны имеют разную ширину и диаметр, и соответственно, в этом случае нужна разная система координат. Поэтому далее будет проведена корректировка алгоритма для того, чтобы система координат подстраивалась под текущую ширину и диаметр рулона.

Заключение

В ходе работы проведён анализ возможности применения компьютерного зрения для задачи обнаружения конца рулона металлической полосы на агрегате продольной и поперечной резки листа при задаче этого конца в агрегат. Проанализированы два алгоритма обнаружения конца рулона (с применением детекторов и с применением нейронной сети). Проведён сравнительный анализ различных алгоритмов компьютерного зрения с детекторами. Проведён сравнительный анализ YOLOv5 и YOLOv8 для обнаружения конца полосы. Проведена оценка качества работы каждого из алгоритмов при решении поставленной задачи. Алгоритм с применением детекторов работал быстрее (0,055 с), чем алгоритм с применением нейронной сети (0,3 с.), однако он выдавал большое количество ложных срабатываний (точность работы составила 65 %), которые никак не получалось устранить. В этом плане алгоритм с нейросетью отработал точнее (90 %), поэтому для дальнейшей разработки было принято решение использовать его. Недостаток, связанный со временем работы, было решено устранить путём использования более мощного компьютера с видеокартой, а также путём оптимизации алгоритма. Повысить точность обнаружения в случае нейронной сети можно при помощи дообучения её на дополненном наборе данных. На основе выбранного алгоритма было разработано программное обеспечение с интерфейсом, проведены интеграция разработанного программно-аппаратного комплекса с системой АСУ ТП АПР и ряд экспериментов для определения качества работы системы.

Благодарности

Авторы благодарят ведущего инженера управления по автоматизации ООО «Эколант» Дмитрия Евгеньевича Антипова, ведущего инженера участка по автоматизации ЛПК АО «ВМЗ» Алексея Юрьевича Абрамова и начальника участка по автоматизации ЛПК АО «ВМЗ» Андрея Евгеньевича Филатова.

Список литературы

1. Digitalization as the Most Important Tool for the Improvement of Metallurgical Technologies / A. V. Muntin, M. N. Shamshin, A. G. Ziniagin [et al.] // Metallurgist. 2023. Vol. 66, no. 9-10. P. 1051-1067.
2. Емельянова М.Г., Смаилова С.С., Бакланова О.Е. Обнаружение поверхностных дефектов сварных соединений при визуальном контроле методами машинного зрения // Компьютерная оптика. 2023. Т. 47, № 1. С. 112-117. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1137.
3. Rabia Ali, Muhammad Sarmad, Jawad Tayyub, Alexander Vogel. 2023. Accurate detection of weld seams for laser welding in real-world manufacturing. AI Mag. 44, 4 (Winter 2023), pp. 431-441. <https://doi.org/10.1002/aaai.12134>.

4. Yang, Y.; Chen, T.; Zhao, L. From Segmentation to Classification: A Deep Learning Scheme for Sintered Surface Images Processing. *Processes* 2024, 12, 53. <https://doi.org/10.3390/pr12010053>.
5. Yu, Y.; Chan, S.; Tang, T.; Zhou, X.; Yao, Y.; Zhang, H. Surface Defect Detection of Hot Rolled Steel Based on Attention Mechanism and Dilated Convolution for Industrial Robots. *Electronics* 2023, 12, 1856, pp. 1856–1868 <https://doi.org/10.3390/electronics12081856>.
6. Liu, C.; Su, S.; Chen, Z. Application of Convolutional Neural Networks in Defect Detection System for Powder Metallurgy Small Gears. *Journal of the Japan Society of Powder and Powder Metallurgy* 2025, 72, pp. 1255–1258. <https://doi.org/10.2497/jjspm.16C-T11-12>.
7. Geng, H.; Li, Z.; Zhou, Y. Research on Weld Defect Detection and Evaluation Technology based on Deep Learning 2023, 1(1):1. DOI:10.56028/fesr.1.1.1.2023.
8. Pan, K.; Hu, H.; Gu, P. WD-YOLO: A More Accurate YOLO for Defect Detection in Weld X-ray Images. *Sensors* 2023, 23, 8677. DOI:10.3390/s23218677.
9. Zhao, Y.; Wang, H.; Xie, X.; Xie, Y.; Yang, C. An Enhanced YOLOv5-Based Algorithm for Metal Surface Defect Detection. *Appl. Sci.* 2023, 13, 11473. DOI:10.3390/app132011473.
10. Vengaloor, R. Muralidhar, R. Deep Learning Based Feature Discriminability Boosted Concurrent Metal Surface Defect Detection System Using YOLOv5s-FRN. *The International Arab Journal of Information Technology* 2024, 21 (1). pp. 94–106. DOI:10.34028/iajit/21/1/9.
11. Wang, Y.; Wang, X.; Hao, R.; Lu, B. Metal Surface Defect Detection Method Based on Improved Cascade R-CNN. *Journal of Computing and Information Science in Engineering* 2024, 24(4):041002. DOI:10.1115/1.4063860.
12. Mahe Zabin, Anika Nahian Binte Kabir, Muhammad Khubayeb Kabir, Ho-Jin Choi, Jia Uddin. Contrastive self-supervised representation learning framework for metal surface defect detection. *Journal of Big Data* (2023), 10 (1), p. 145. DOI:10.1186/s40537-023-00827-z.
13. Zhao, W.; Song, K.; Wang, Y.; Liang, S. FaNet: Feature-aware Network for Few Shot Classification of Strip Steel Surface Defects. *Measurement* 2023, 208(12). p.112446. DOI:10.1016/j.measurement.2023.112446.
14. Zhou, C.; Lu, Z.; Lv, Z.; Meng, M. Metal surface defect detection based on improved YOLOv5. *Scientific Reports* 2023, 13(1), p. 20803. DOI:10.1038/s41598-023-47716-2.
15. Li Jiao, Muhammad Irsyad Abdullah. Neutrosophic Enhancement of YOLO-MD Algorithm for Automated Metal Surface Micro Defect Detection. *International Journal of Neutrosophic Science* 2024, 23(2), p. 308–316. DOI:10.54216/IJNS.230225.
16. Wang, C.; Xie, H. MeDERT: A metal surface defect detection model. *IEEE Access* 2023, PP(99):1–1. DOI:10.1109/ACCESS.2023.3262264.
17. Qayyum, W.; Ehtisham, R.; Bahrami, A.; Camp, C.; Mir, J.; Ahmad, A. Assessment of Convolutional Neural Network Pre-Trained Models for Detection and Orientation of Cracks. *Materials* 2023, 16, pp. 826. DOI:10.3390/ma16020826.
18. Muntin A. V. Advanced Technology of Combined Thin Slab Continuous Casting and Steel Strip Hot Rolling // *Metallurgist*. 2019. Vol. 62, no. 9–10. P. 900–910.
19. Материалы Международного молодежного научного форума «ЛОМОНОСОВ-2024» / отв. ред. И.А. Алешковский, А.В. Андриянов, Е.А. Антипов, Е.И. Зимакова. М.: МОО СИПНН Н.Д. Кондратьева, 2024. ISBN 978-5-901-64042-5.
20. Zubova E., Pakhalev A., Shamshin M., Mortin K., Gladishev M. Application of Methods for Detecting the Boundaries of an Object in an Image to Search for a Pilot Line // 2023 7th International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT). Astrakhan, Russian Federation, 2023. P. 1–4. doi: 10.1109/ICCT58878.2023.10347100.
21. Canny J. A computational approach to edge detection // *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on. 1986. No. 6. P. 679–698.
22. Matas J. Kittler C., J. Robust detection of lines using the progressive probabilistic hough transform // *GalambosComputer Vision and Image Understanding*. 2000. No. 1. P. 119–137.
23. Shi J., Tomasi C. Good features to track // *Computer Vision and Pattern Recognition*. 1994. P. 593–600.