

Детектирование и распознавание дефектов внутренней поверхности металлических труб

А.И. Гайдар¹, П.Ю. Якимов¹, А.Е. Викторенков¹, А.В. Шустанов¹

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

Аннотация. В настоящей работе описывается разработка автоматизированной системы для контроля качества внутренних поверхностей металлических труб различного диаметра. Описывается метод предварительной обработки изображений, полученных с камеры Fisheye и последующая развертка их. Рассматриваются методы детектирования и распознавание дефектов на внутренней поверхности металлических труб. В работе представлен обзор существующих решений, направленных на обнаружение, локализацию и оценку различных дефектов труб с применением методов компьютерного зрения, которые использовались в нефтяной и газовой промышленности. Также в работе представлен наш подход к фотографированию внутренней поверхности трубы и последующей обработке изображения. Разработанный программный комплекс успешно реализует развертку изображений, а также детектирование и распознавание дефектов поверхности металла с использованием глубокого обучения.

1. Введение

При эксплуатации нефтегазовой трубы могут возникнуть утечки и разливы. Чаще всего это случается из-за дефектов различной природы. Речь идет, прежде всего, о дефектах в самих трубах, которые были допущены в процессе изготовления труб.

Борьба с дефектами начинается с проверки качества поставляемого металла, в частности, металлического листа. Эти листы должны проходить контроль на наличие скрытых дефектов с помощью специального прибора.

На стадии сваривания труб из стального листа производится контроль качества сварного шва. Сварные соединения труб должны по прочности соответствовать собственно металлу трубы. Они также проходят 100% контроль, чтобы исключить непроверенные участки, трещины, каверны и раковины.

Поэтому все сварные соединения так же должны быть проверены неразрушающими методами контроля. Например, ультразвуковыми дефектоскопами, а при необходимости и радиологическими. Следует учитывать, что не существует одного метода на все случаи, поэтому наибольший эффект дает сочетание различных методов.

В настоящее время процедура неразрушающего выявления дефектов в процессе изготовления труб и монтажа трубопровода вполне хорошо изучена и технологически отлажена. Это связано с

тем, что к настоящему времени накоплен богатый массив данных в области изучения свойств металлов и сварных швов, произведенных в различных условиях. Это позволяет поставить контроль и выявление дефектов на поток, что повышает эффективность работ.

Опыт показывает, что выявление скрытых дефектов в процессе изготовления и строительства трубопровода приносит несравненно меньшие издержки, нежели борьба с последствиями аварий, вызванными пропущенными дефектами спустя годы.

В настоящее время на многих трубопрокатных заводах контроль качества внутренней поверхности труб осуществляется посредством её осмотра оператором, использующим эндоскопом. Вследствие этого результаты оценки могут быть искажены человеческим фактором.

Перспективы выявления дефектов связываются с автоматизацией процесса контроля, а, следовательно — и стандартизацией этого процесса. Поэтому, автоматизация визуального контроля внутренней поверхности труб является актуальной задачей.

Целью данной работы является разработка автоматизированной системы, которая позволит по видеопотоку, полученному с камеры движущейся в полости трубы получить полное изображение внутренней поверхности трубы и определить наличие, а также тип дефектов этой поверхности.

2. Методы контроля качества поверхности

При обработке изменяется состояния поверхностного слоя металла. Возникновение шероховатости при обработке поверхности обусловлено оставлением на ней следа режущей кромки инструмента. К завершению обработки состояние поверхностного слоя уже отличается по своим физико-механическим свойствам от свойств металла под этим слоем. [1]

Качество поверхности изделия является одной из важных характеристик и может осуществляться следующими способами: визуально, с помощью профилометров, с помощью специальных оптических средств.

Сначала исследуют качество шероховатости поверхности, находят трещины, сколы и т.п. По результатам этих исследований выбирают изделия с использованием программных средств распознавания образов дефектов. Оператор может сканировать поверхность, визуально наблюдать и оценивать размер дефекта, производить измерения в режиме диалога, производить распечатку результатов и т.п. Применяют метод «светового сечения», с помощью пучка световодов, применяют методы голографической интерфейс Контроль качества поверхности листовой стали особенно актуален при изготовлении проката с полимерным покрытием и заключается в обнаружении и классификации поверхностных дефектов и в оценке шероховатости металла.

Методы дефектоскопии поверхности листов и полос развиваются в направлении создания осветительных устройств для визуального контроля поверхности при движении полосы с высокими скоростями и разработки автоматических систем контроля и классификации поверхности.

Для улучшения условий визуального контроля поверхности холоднокатаной полосы применяют специальные лампы-вспышки, называемые стробоскопами. При освещении предмета интенсивной вспышкой его изображение в течение 30-50 мкс «замораживается» на сетчатке глаза. Полоса, движущаяся со скоростью 5 м/с, за этот промежуток времени перемещается примерно на 0,25 мм. Изображение поверхностных дефектов удерживается на сетчатке глаза до следующей вспышки в течение 14 мкс. Таким образом, по сетчатке изображения проходят последовательно, что облегчает обнаружение и идентификацию дефектов. При этом острота и контрастность восприятия дефектов возрастают. Частота вспышек должна превышать критическую разрешающую способность глаза, т.е. быть больше 50 вспышек в секунду.

Чистота поверхности готового х/к металла зависит от тщательности удаления с полосы поступающей на моталку стана эмульсии отбойниками различной конструкции, обычно сочетающими механическое удаление (лист-отбойник) с обдувкой сжатым воздухом. С этой же

целью предпочтительной является верхняя намотка рулона на моталке стана, поскольку она исключает попадание эмульсии в зазоры между витками.

3. Описание структуры разрабатываемой системы

Для видео фиксации внутренней поверхности трубы предлагается использовать цифровую камеру с показателем количества кадров в секунду порядка: 60-120. Такая камера по сравнению с камерами с меньшим количеством кадров в секунду, позволит получить более четкие изображения во время движения камеры в полости трубы. Сама камера крепится к стержню, который оснащен стабилизаторами хода, предназначенными для обеспечения параллельного положения стержня относительно самой трубы, а также предотвращения качания камеры. Поступательно возвратное движение стержня осуществляется электроприводом. На рисунке 1 изображена схема установки.

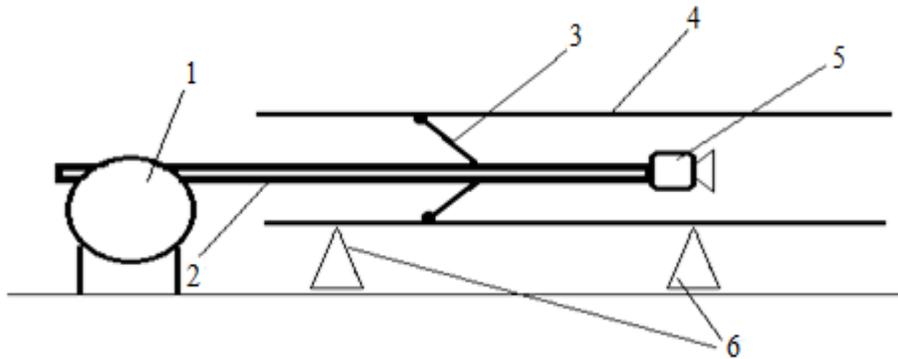


Рисунок 1. Схема установки 1 – возвратно поступательный двигатель, 2 – стержень, 3 – упоры стабилизатора, 4 – труба, 5 – камера, 6 – опоры трубы.

Двигатель обеспечивает поступательное возвратное движение с постоянной скоростью в это время производится видеосъемка корпуса трубы. Видеопоток поступает на модуль предварительной обработки видеопотока, который обеспечивает выделение информативной части изображений, развертку изображений и их склейку. В результате чего получается панорама внутренней поверхности трубы. Полученная панорама поступает в модуль обработки изображения, поиска дефектов, где происходит сегментация и классификация дефектов. Далее результаты обнаружения дефектов и панорама поверхности трубы поступают на экран оператора. На рисунке 2 изображены этапы работы разрабатываемой системы.

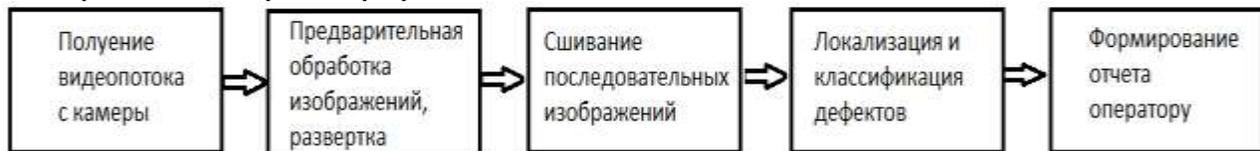


Рисунок 2. Этапы работы разрабатываемой системы.

В качестве видеокамеры предполагается использовать видеокамеру с объективом Fisheye. Объектив Fisheye [2] – это разновидность сверх широкоугольных объективов с неисправленной дисторсией. Угол обзора которого намного больше чем у обычных прямых объективов и может быть больше 180°. Это является важным фактором так как изображение боковых областей поверхности трубы будут спроецированы с меньшими искажениями и большим разрешением по сравнению с прямыми объективами. На рисунке 3 изображен объектив типа Fisheye.



Рисунок 3. Объектив Fisheye.

Геометрия изображений, снятых объективом Fisheye, не соответствует центральной проекции в отличие от обычных камер. Поэтому уравнение центральной проекции изображения нельзя использовать для математического описания процесса формирования изображения в объективе Fisheye. Математическая модель центральной проекции основана на предположении, что угол α падения луча от точки объекта равен углу β между лучом и оптической осью в пространстве изображения. Чтобы реализовать более широкий угол обзора камеры фокусное расстояние объектива должно быть сокращено. Это может быть сделано только в определенной степени в центральной проекции перспективы, а именно: при угле обзора в 180° луч, исходящий из точки объекта, расположенного от главной оптической оси на 90° будет проецироваться на плоскость изображения на бесконечном расстоянии от центральной точки, независимо от того, насколько коротким является фокусное расстояние. Чтобы обеспечить полную проекцию полусферы на плоскость изображения, используется другая модель проекции. На рисунке 4 слева изображена модель центральной проекции, справа – модель проекции объектива Fisheye.

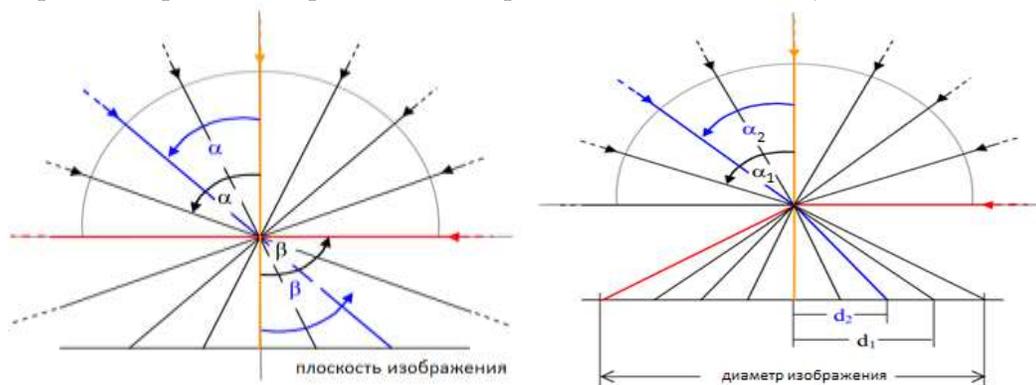


Рисунок 4. Модель центральной проекции и проекции Fisheye [3].

Проекция Fisheye основана на том что расстояние между центральной точкой изображения и точкой объекта на этом изображении линейно зависит от угла падения луча точки объекта на плоскость линзы объектива: $\frac{\alpha_1}{d_1} = \frac{\alpha_2}{d_2}$. В таком случае, луч отправленный из точки объекта преломляется в направлении оптической оси и не выходит за границы плоскости изображения. Это достигается за счет конфигурации линз Fisheye объектива.

4. Предварительная обработка и развертка изображений

После получения изображения с камеры его нужно предварительно обработать, чтобы дальше использовать для обнаружения дефектов. Пример изображения внутренней поверхности трубы полученного с использованием объектива Fisheye с полем зрения 185° представлен на рисунке 5.



Рисунок 5. Исходное изображение внутренней поверхности трубы [4].

Для последующего анализа и составления панорамы всей трубы необходимо полученное изображение с камеры Fisheye привести из кругового изображения (слева) к прямоугольному изображению (справа) схематически представленных на рисунке 6.

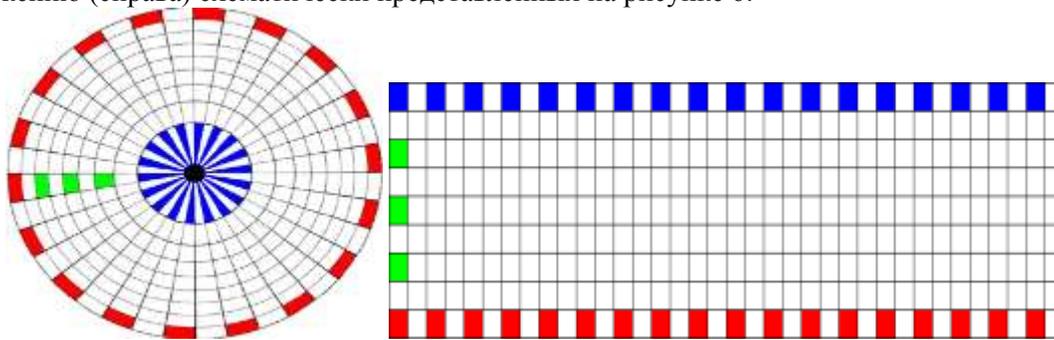


Рисунок 6. Круговое и развернутое изображение [5].

Вследствие характеристик объектива Fisheye и направления обзора вдоль трубы разрешение поверхности трубы резко уменьшается с увеличением расстояния до камеры. Объекты съемки, которые находятся ближе к центру изображения имеют наименьшее разрешение. Поэтому только внешняя часть кругового изображения будет являться информативной и использоваться для дальнейшей обработки.

Основная идея развертки состоит в том, чтобы найти отображение между системой координат в эквидистантной проекции координат и системой координат в прямоугольном изображении. Это отображение где точка (i, j) прямоугольного изображения соответствует точке (x, y) кругового изображения имеет следующий вид [6]:

$$\begin{cases} x = y_c + p \sin \theta \\ y = x_c + p \cos \theta \\ p = R_{min} + \frac{R_{max} - R_{min}}{h} i \\ \theta = \frac{2\pi j}{w} \end{cases},$$

где y_c, x_c – центр исходного изображения; R_{max}, R_{min} – границы кольца информативной области; h, w – соответственно высота и ширина прямоугольного изображения; p, θ – радиус-вектор и угол в полярной системе координат соответственно.

5. Локализация и классификация дефектов

Задача обнаружения дефектов на изображении заключается в определении имеется ли на изображении дефект, определении координат области дефекта (локализация) а также отнесения обнаруженного дефекта к определенному классу дефектов.

Классифицируют дефекты металлических поверхностей такие как: плены, пузыри, раковины, риски, трещины, неоднородность текстуры (пятна, ржавчина) и т.п [7]. Некоторые из описанных дефектов представлены на рисунке 7.



Рисунок 7. Пример поверхностных дефектов металлических труб.

На сегодняшний момент существует большое количество алгоритмов обнаружения поверхностных дефектов. Эти алгоритмы можно условно разделить на три группы: 1) традиционные методы, основанные на особенностях структуры изображения, методы, 2) статистические методы с применением машинного обучения, сверточные нейросети CNN.

Методы, основанные анализе особенностей структуры изображения, работают с текстурой изображения, спектром, контурами изображения. Статистические методы с использованием машинного обучения в основном предназначены для извлечения статистических признаков с поверхности дефекта, чтобы изучить эти признаки, и на основе этих признаков реализовать обнаружение дефектов. По сравнению с традиционными методами, основанными на структуре изображения и методах на основе статистических характеристиках, в сочетании с машинным обучением, преимущество использования глубокого обучения на основе CNN для обнаружения поверхностных дефектов состоит в том, что CNN может одновременно реализовывать автоматическое извлечение и распознавание элементов, и избавиться от проблемы ручного извлечения признаков.

В настоящее время, лучшими подходами для решения задач машинного зрения являются сверточные нейронные сети. Для локализации и классификации дефектов можно выбрать один из нескольких конкурирующих подходов к построению нейронных сетей. Рассмотрим некоторые из них.

R-CNN и его развитие Mask R-CNN [8] являются двупроходными нейронными сетями. Фактически, это две нейронные сети. Первая решает задачу локализации – обрабатывает входное изображение и предлагает некоторое количество ROI (Regions of Interest) – прямоугольные области, которые с некоторой оцениваемой вероятностью содержат искомый объект. Вторая сеть получает на вход полученные ROI и решает задачу классификации. Отличие Mask R-CNN от обычной R-CNN заключается в том, что Mask R-CNN также генерирует маску детектируемого объекта.

Альтернативным подходом являются однопроходные модели, которые получают те же самые результаты, но только за один проход сети. К нему можно отнести такие модели как YOLO [9], RetinaNet [10], SSD [11]. Их преимущество перед двупроходными моделями заключается в большей скорости работы. Но с другой стороны, за скорость они платят качеством.

Текущую задачу поиска дефектов можно рассматривать как задачу сегментации. При решении задачи сегментации каждый пиксель входного изображения относится к тому или иному классу. Одно из самых популярных моделей для решения этой задачи является нейронная сеть UNet. Эта модель пропускает входное изображение через последовательность слоев свертки, а потом через

последовательность слоев обратной свертки. В результате на выходе получается изображение с шириной и высотой равными исходным, и глубиной - количеством каналов - равной количеству детектируемых классов.

Немаловажным аспектом при решении задачи является выбор метрики. Одной из самых популярных метрик для задач сегментации, а также задач локализации и классификации является DICE coefficient. Который рассчитывается как [12]:

$$\frac{2*|X \cap Y|}{|X| + |Y|}$$

где X - предсказанное множество пикселей одного из классов, Y - множество пикселей этого же класса из контрольного набора.

6. Экспериментальные результаты

6.1. Результат предварительной обработки и развертки изображения

На рисунке 8 слева представлено тестовое круговое изображение, а справа - результат развертки в прямоугольное изображение.

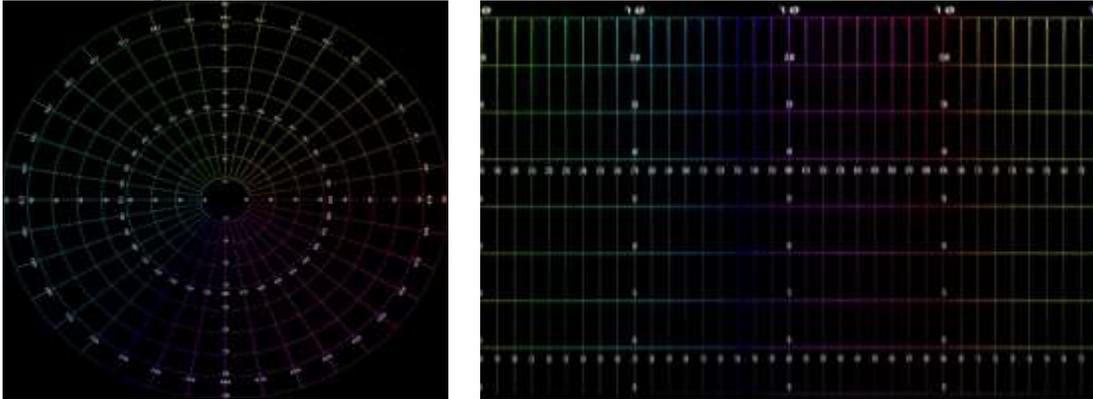


Рисунок 8. Результат развертки тестового изображения.

На рисунке 9 слева представлено реальное изображение, полученное с камеры Fisheye с выделенной информативной частью, справа – результат развертки.

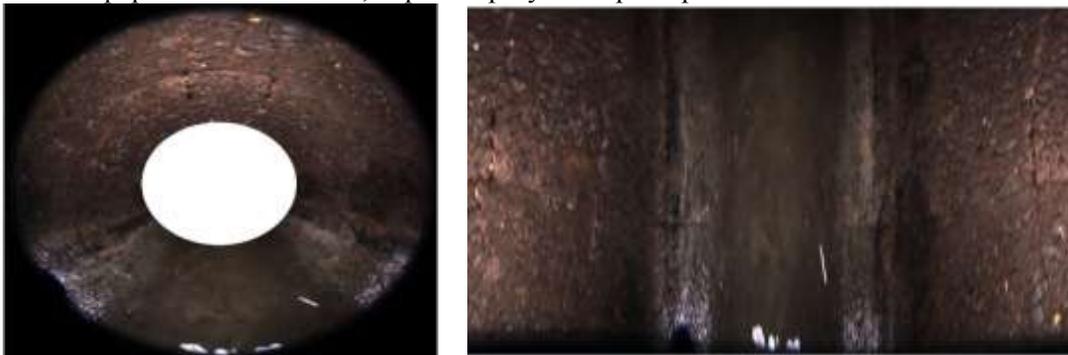


Рисунок 9. Результат развертки изображения с камеры Fisheye.

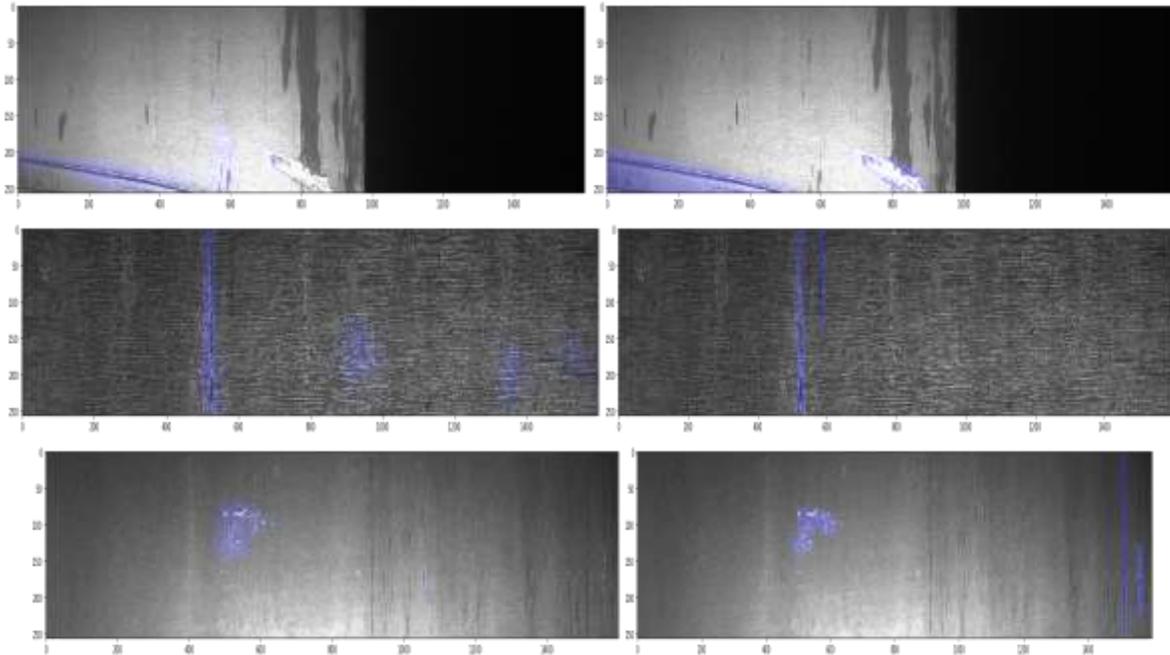
6.2 Результаты распознавания дефектов

Для обучения и оценки качества модели был выбран датасет из соревнования по детектированию дефектов от компании Северсталь.

Для решения задачи были выбраны методы Mask-RCNN и UNet. Ниже представлена сравнительная таблица по результатам работы выбранных методов.

Таблица 1. Результат работы методов Mask R-CNN и UNet.

Метод	Dice coefficient
Mask R-CNN	0.85397
UNet	0.87774

**Рисунок 10.** Слева предсказанные справа ground ture.

7. Заключение

В результате проделанной работы были описаны основные этапы, а также конструкция разрабатываемой автоматизированной системы по выявлению дефектов внутренней поверхности труб. Изучены отличительные особенности между проекционной моделью обычных прямых объективов и эквидистантной проекционной моделью объективов Fisheye. Также был реализован метод развёртки кругового изображения полученное с камеры Fisheye в прямоугольное изображение путем преобразования координат пикселей. Произведен обзор подходов к построению сверхточных нейросетей для локализации и классификации дефектов таких как Mask R-CNN, UNet. А также сравнительный анализ работы этих двух нейросетей.

В дальнейшем планируется изучение и реализация сшивания развернутых изображений в одну панораму внутренней поверхности трубы. И объединение реализованных этапов в единую автоматизированную систему.

8. Благодарности

Работа выполнена в рамках государственного задания по теме FSSS-2020-0017 при частичной поддержке РФФИ: проект № 17-29-03112 офи_м и проект № 19-29-01235 мк».

9. Литература

- [1] Качество поверхности [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://delta-grup.ru/bibliot/3k/33.htm> (20.12.2019).
- [2] Kweon, G. Fisheye Lens for Image Processing Applications / G. Kweon, Y. Choi, M. Laikin // Journal of the Optical Society of Korea. – 2008. – Vol. 12(2). – P. 79-87.

- [3] Schwalbe, E. Geometric modelling and calibration of fisheye lens camera systems / E. Schwalbe – M.: Institute of Photogrammetry and Remote Sensing Dresden University of Technology Germany, 2012. – 7 p.
- [4] Zhang Y. Pipeline reconstruction from fisheye images, 2011
- [5] Domes, Planetariums, Fisheye, Spherical mirror [Electronic resource]. – Access mode: <http://paulbourke.net/dome/2fish/> (20.12.2019).
- [6] Cheng, R. Panoramic Annular Localizer: Tackling the Variation Challenges of Outdoor Localization Using Panoramic Annular Images and Active Deep Descriptors / R. Cheng, K. Wang, W. Hu // IEEE Intelligent Transportation Systems Conference – ITSC, 2019 – P. 9-12.
- [7] Дефекты труб и монтажа [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://discoverrussia.interfax.ru/wiki/69/> (25.12.2019).
- [8] Girshick, R. Fast r-cnn // Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015. – P. 1440-1448.
- [9] Redmon, J. You only look once: Unified, real-time object detection // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016. – P. 779-788.
- [10] Lin, T.Y. Focal loss for dense object detection // Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2017. – P. 2980-2988.
- [11] Liu, W. Ssd: Single shot multibox detector // European conference on computer vision – Springer, Cham, 2016. – P. 21-37.
- [12] Tustison, N.J. Introducing Dice, Jaccard, and other label overlap measures to ITK / N.J. Tustison, J.C. Gee // Insight J., 2009. – Vol. 2.

Detection and recognition of defects in the inner surface of metal pipes

A.I. Gaidar¹, P.U. Yakimov¹, A.E. Viktorenkov¹, A.V. Shustanov¹

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

Abstract. In this paper, we describe the development of an automated system for controlling the quality of the internal surfaces of metal pipes of various diameters. The method of preliminary processing of images obtained from the Fisheye camera and their subsequent unwarping is described. Methods of detection and recognition of defects on the inner surface of metal pipes are considered. The paper provides an overview of existing solutions aimed at detecting, localizing and evaluating various pipe defects using computer vision methods that were used in the oil and gas industry. Also, our approach to photographing the inner surface of the pipe and subsequent image processing is presented. The developed software package successfully implements image unwarping, as well as the detection and recognition of metal surface defects using deep learning.