

УДК 004.932.2

DOI: 10.25686/978-5-8158-2474-4-2025-685-691

## Моделирование, распознавание и анализ на основе компьютерного зрения движущихся в газе твердых частиц различных масштабов

**И. А. Дорощенко, И. А. Знаменская**

Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия

**Аннотация.** В работе представлен комплексный подход к моделированию, распознаванию и анализу твердых частиц различных размеров, движущихся в газовой среде, с использованием компьютерного зрения и методов машинного обучения. Исследование основано на лабораторных экспериментах, проведённых в ударной трубе при скоростях потока до 900 м/с. Визуализация движения частиц выполнено методом высокоскоростной теневой съёмки. Разработаны алгоритмы обработки изображений для обнаружения и отслеживания частиц размерами от 1 мкм до 5 мм. Последовательность обработки включает перевод изображений в оттенки серого, пороговую фильтрацию, морфологические операции, выделение контуров и отслеживание центроидов. Кроме того, обучены модели глубокого обучения на основе архитектуры YOLO на размеченном наборе изображений частиц для обеспечения обнаружения и локализации отдельных частиц в реальном времени в сложных течениях.

Анализ также включал автоматическую оценку яркости частиц и интенсивности фона, что даёт дополнительный параметр для идентификации и классификации частиц. Количественные результаты получены путём реконструкции траекторий частиц на основе их трекинга, построения x–t диаграмм.

Предложенные методы демонстрируют высокую эффективность при обнаружении и анализе быстро движущихся твердых частиц в газовых потоках и применимы к широкому кругу задач, включая лабораторное моделирование многофазных потоков.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение; глубокое обучение; детекция и трекинг объектов; сверточные нейросети; YOLO; сверхзвуковой поток; высокоскоростная теневая съемка

## Modeling, recognition, and analysis of solid particles of various scales moving in a gas using computer vision

**I. A. Doroshchenko, I. A. Znamenskaya**

Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

**Abstract.** This work presents a comprehensive approach to modeling, recognition, and analysis of solid particles of various sizes moving in a gaseous medium using computer vision and machine learning techniques. The study is based on laboratory experiments conducted in a shock tube facility with flow velocities up to 900 m/s. Visualization of particle motion was carried out using high-speed shadowgraph imaging. Custom image processing algorithms were developed to detect and track particles with sizes ranging from 1 μm to 5 mm. The processing pipeline includes grayscale conversion, adaptive thresholding, morphological operations, contour detection, and centroid tracking. In addition, deep learning models based on the YOLO architecture were trained on a labeled dataset of particle images to enable real-time detection and localization of individual particles within complex flow fields.

The analysis also included automatic estimation of particle brightness and background intensity, which provide an additional metric for particle identification and classification. Quantitative results were obtained through tracking-based reconstruction of particle trajectories, x–t diagrams, and velocity-time profiles.

The proposed methods demonstrate high efficiency in the detection and analysis of fast-moving solid particles in gas flows and are applicable to a range of problems, including laboratory modeling of multiphase flows.

**Keywords:** computer vision; deep learning; object detection and tracking; convolutional neural networks; YOLO; supersonic flow; high-speed shadography

### Введение

Отслеживание движущихся твёрдых частиц имеет критическое значение во многих областях науки и техники. В области ситуационной осведомлённости в космосе возможность мониторинга спутников и орбитального мусора необходима для предотвращения столкновений и обеспечения устойчивости космических операций. В работе [1] был предложен простой алгоритм компьютерного зрения для автоматического обнаружения траекторий движения спутников на основе преобразования Хафа. В работе [2] авторы разработали систему обнаружения объектов на основе сверточной нейросети YOLOv8 для отслеживания космического мусора на оптических изображениях, обеспечив значительное повышение точности по сравнению с методами классического компьютерного зрения.

Помимо космических приложений, системы на основе машинного обучения применяются для отслеживания частиц в многофазных потоках [3]. Для обучения моделей глубокого обучения для задач детекции объектов требуется разметка данных. Обычно это делается либо с использованием реальных экспериментальных или натурных данных, либо путём генерации синтетических наборов данных с использованием средств моделирования [4]. Однако модели, обученные исключительно на синтетических данных, часто сталкиваются с проблемами обобщения, поскольку такие наборы данных упрощают взаимодействие среды и частиц и условия освещения. С другой стороны, натурные данные имеют ограничения, такие как неконтролируемое освещение, низкая частота кадров и несогласованность разметки.

Таким образом, лабораторные исследования представляют собой «золотую середину», совмещающую физический реализм и контролируемость условий проведения эксперимента. Ударные трубы, способные создавать сверхзвуковые потоки газа в сочетании с такими методами визуализации течений, как высокоскоростная теневая съемка [5], PIV (англ. Particle Image Velocimetry), предоставляют визуальные данные в высоком разрешении, хорошо подходящими для их обработки методами компьютерного зрения [6, 7].

В последние годы методы компьютерного зрения и машинного обучения всё активнее используются в сочетании с высокоскоростной визуализацией для автоматизации распознавания динамических объектов в потоках. Например, обнаружение пузырьков в жидкой среде было реализовано с использованием свёрточных нейросетей, метода выделения границ Канни и алгоритма ORB [8]. Для идентификации пересечений ударных волн в газодинамических экспериментах применялся метод детекции углов Харриса [9]. В одном из исследований [10] классификация режимов течения для оценки скорости потока осуществлялась путём анализа положений ударных волн с использованием машины опорных векторов (англ. Support Vector Machine, SVM). В другой работе [11] с помощью свёрточной нейросети Mask R-CNN на шлирен-изображениях распознавалась зона детонации топливной смеси в двигателе внутреннего сгорания. Волновые структуры на границе газ–жидкость успешно регистрировались с применением нейросети YOLOv7, при этом обучающая выборка формировалась на основе объединения нескольких теневых изображений для повышения достоверности распознавания [12]. Активно используются различные алгоритмы отслеживания точечных частиц в потоках [13].

В наших предыдущих работах [14, 15] были разработаны методы компьютерного зрения и глубокого обучения для детекции различных структур на кадрах высокоскоростной теневой съемки течений. Данная работа дополняет ранее полученные результаты. Реализованы автоматизированное отслеживание, анализ динамики непрозрачных частиц в потоках и измерение их параметров, яркости.

### Экспериментальная установка

Экспериментальная установка представляет собой однодиафрагменную ударную трубу, позволяющую создавать ударные волны с числом Маха  $M=4$ . Изучались течения со скоростями спутного потока до 900 м/с. Камера высокого давления заполнялась гелием, камера низкого давления – воздухом. Таким образом, воздух использовался в качестве рабочего газа. Ударная труба прямоугольного сечения размером 48 мм × 24 мм. В камеру низкого давления встроена тестовая секция, боковые стенки которой выполнены из кварцевого стекла для оптического доступа. Синхронизация течения и высокоскоростной камеры осуществлялась с помощью сигналов с пьезодатчиков, встроенных в камеру низкого давления.

Производился засев потока в ударной трубе непрозрачными твердыми частицами различных размеров, которые использовались для отработки методов компьютерного зрения.

Для высокоскоростной теневой съемки в качестве подсветки использовался стационарный лазер, длина волн 532 нм. Системой линз создавался параллельный пучок света, который направлялся в тестовую секцию, а затем изображение собиралось на матрице высокоскоростной камеры с помощью объектива. Использовалась высокоскоростная камера Photron Fastcam SA5. Скорость съемки составляла до 150 000 кадров в секунду, экспозиция – 1 мкс.

## Методы

### 1. Алгоритмы компьютерного зрения на основе выделения контуров

Для отслеживания и трекинга твердых частиц на последовательностях теневых изображений был разработан алгоритм компьютерного зрения на основе детекции контуров и трекинга центроидов объекта. Основные шаги проиллюстрированы на рисунке 1. Алгоритм написан на языке программирования Python. Пайплайн обработки изображений включает в себя преобразование каждого кадра видео в монохромный, размытие изображения с помощью функции Гаусса. Далее применяется динамическая пороговая фильтрация. Пороговое значение яркости рассчитывается на основе средней яркости кадра, позволяя алгоритму подстроиться под освещение. Далее изображение переводится в бинарное и цвета инвертируются. Применяется операция морфологического открытия. Морфологическое открытие полезно для удаления маленьких объектов на изображении при сохранении формы и размера больших объектов. Далее производится детекция контуров с помощью метода `findContours()` из библиотеки OpenCV и их фильтрация по длине периметра для удаления слишком мелких объектов и шумов.

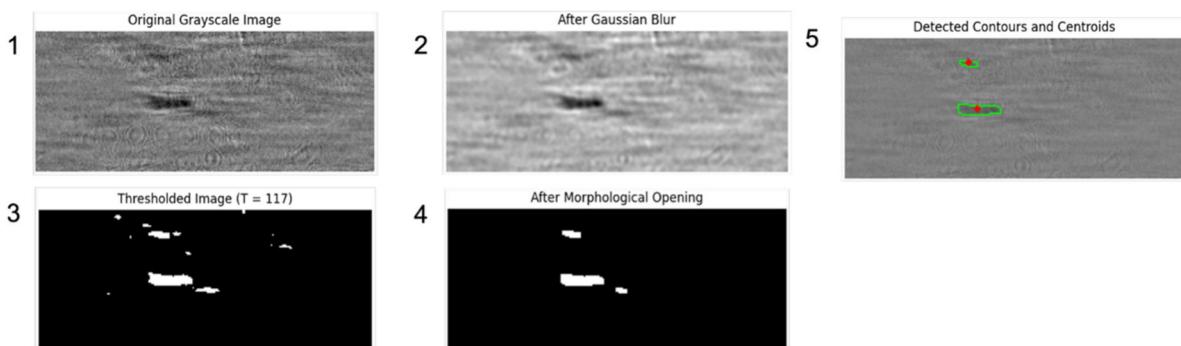


Рисунок 1. Пошаговая визуализация алгоритма детекции движущихся частиц в потоке на примере одного теневого кадра

Для каждого валидного контура вычисляется положение геометрического центроида, координаты которого принимаются за положение частицы. Для трекинга траекторий частиц между последовательными кадрами видео использовалась библиотека Trackpy для Python, которая идентифицировала одну и ту же частицу между кадрами с помощью оценки расстояний и смещений. Каждой частице присваивался уникальный идентификатор, а кратковременные исчезновения частиц из поля зрения митигировались с помощью параметра памяти.

Координаты центроидов конвертировались в пиксели, строились  $x$ - $t$  диаграммы движения распознанных частиц. Разработанная программа сохраняла новую версию видеозаписи с выделенными контурами и отмеченными центроидами для распознанных частиц. Также на каждом кадре указывалось его время. Примеры полученных в результате теневых кадров приведены на рисунке 2.

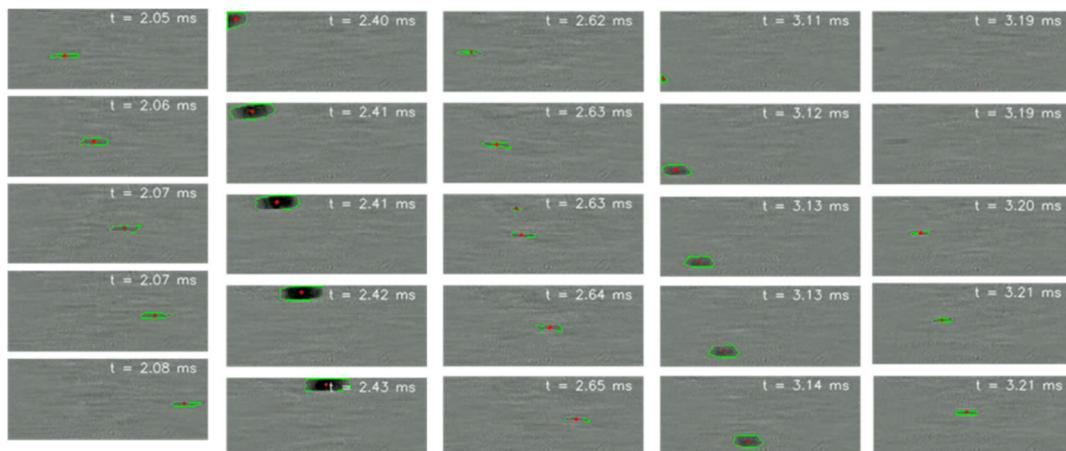


Рисунок 2. Последовательность отслеживаемых на теневых кадрах частиц. На рисунке отмечены контуры распознанных объектов и положения центроидов

## 2. Модель глубокого обучения

Распознавание частиц-трассеров в потоке также осуществлялось с помощью более продвинутого метода на основе глубокого обучения – сверточной нейросети на архитектуре YOLO (англ. (You Only Look Once). Была обучена модель машинного обучения, позволяющая распознавать различные структуры течений на изображениях. В данной работе речь пойдет только об одном типе объектов – частица в потоке.

Модель YOLOv11 была выбрана в связи с сочетанием высокой точности и скорости работы. Обучение производилось на размеченном наборе данных, содержащем теневые кадры различных течений в ударной трубе. Размечались следующие классы объектов: головная ударная волна (bow shock), ударная волна (shock), контактная поверхность (plume) и частица-трассер (particle). В настоящей работе нас интересовало только распознавание объектов, относящихся к классу частиц-трассеров. Размеченный набор данных дополнялся аугментациями – копиями исходных изображений, полученными с помощью применения таких операций как добавление искусственного шума, функции размытия Гаусса, изменения яркости, контрастности и других параметров. Полученный набор данных для обучения содержал 3235 изображений. Подробная информация о наборе данных и обучении модели опубликована в одной из прошлых работ [15].

Матрица ошибок модели, характеризующая ее точность, приведена на рисунке 3. Точность распознавания частиц-трассеров достигла 92 %. Средняя точность (англ. Average Precision, AP) превысила 90 % при пороговом значении IoU (англ. Intersection over Union) равном 0.5.

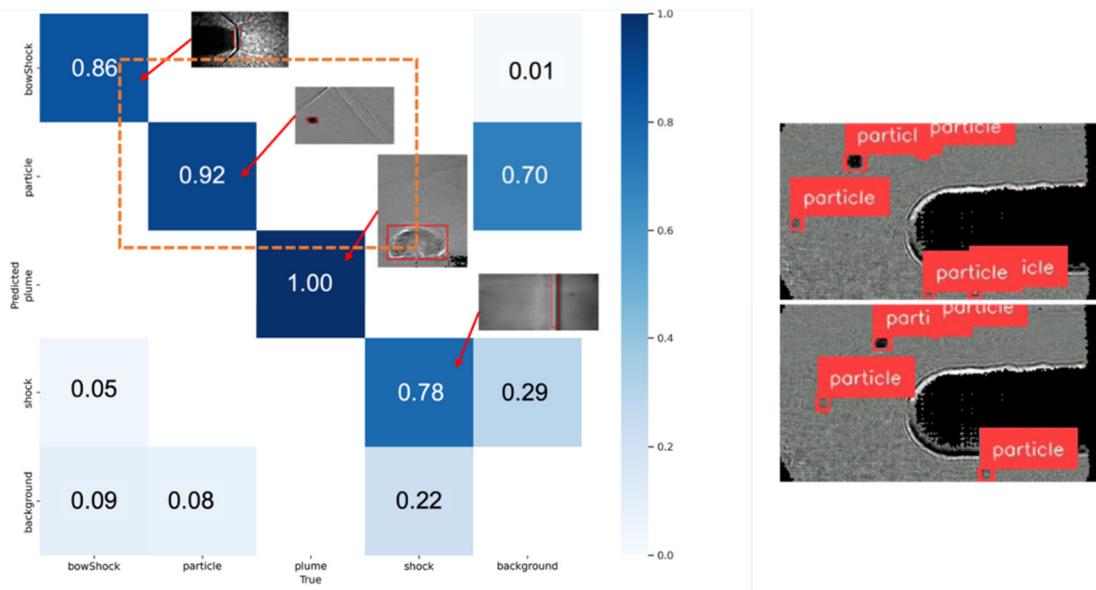


Рисунок 3. Матрица ошибок обученной модели YOLO (слева), примеры детекции частиц на теневых кадрах в присутствии аэродинамического тела в потоке (справа)

## Обсуждение результатов

С помощью алгоритма компьютерного зрения на основе выделения контуров проведен анализ геометрических параметров частиц-трассеров в потоке и их яркость по сравнению с фоновой. На рисунке 4 приведено распределение измеренной ширины и высоты частиц для одного из экспериментов. Большинство объектов имеет ширину от 2 до 6 мм и высоту от 1 до 3 мм.

На рисунке 5 приведено распределение усредненной по каждой частице яркости, которая оказалась значительно меньше фоновой яркости. Фоновая яркость отмечена вертикальной линией на рисунке. Средняя яркость частиц составила 80–115 единиц (на шкале 0–255 единиц), тогда как средняя яркость фона составила 125 единиц. Данное распределение показывает, что частицы являются достаточно контрастными для их точного распознавания методами компьютерного зрения и позволяют оценить качество настройки теневого метода в эксперименте.

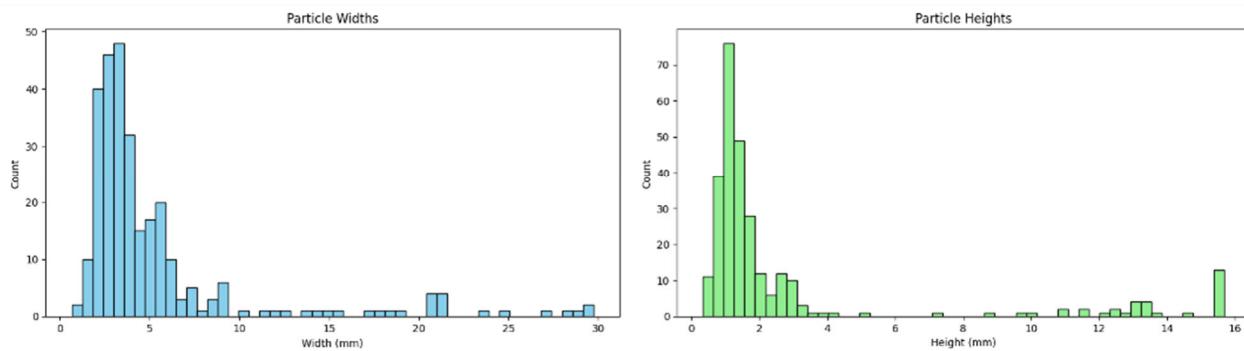


Рисунок 4. Распределение параметров распознанных частиц-трассеров в потоке: слева – горизонтальные размеры, справа – вертикальные размеры

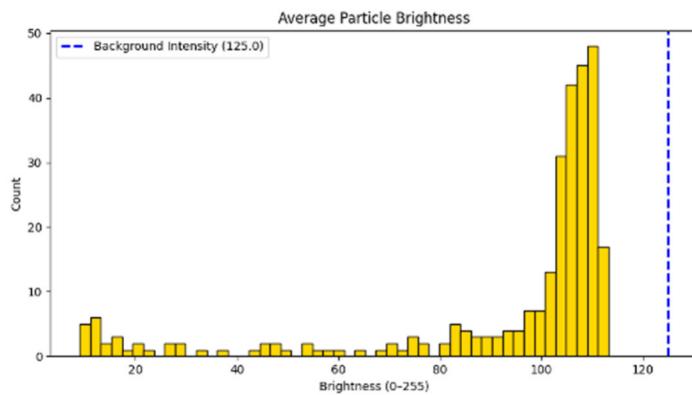


Рисунок 5. Распределение усредненной яркости частиц, сравнение со средней яркостью фона

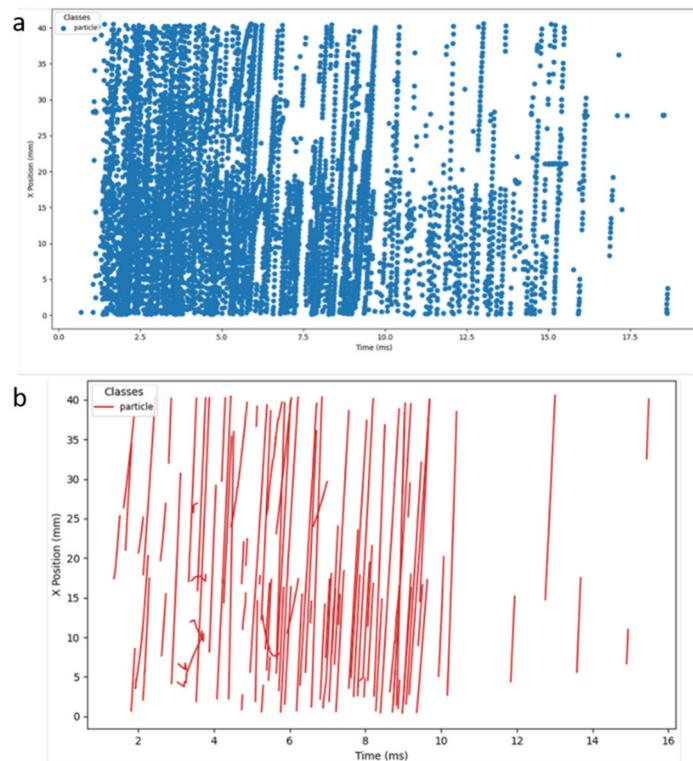


Рисунок 6. X-t диаграммы движения распознанных частиц для одного из экспериментов: а – координаты частиц; б – непрерывные траектории, полученные в режиме трекинга

Модель глубокого обучения использовалась для автоматического распознавания частиц и траекторий их движения. Соответствующие x-t диаграммы приведены на рисунке 6. Полученные

диаграммы позволяют оценить концентрацию частиц в области наблюдения для различных промежутков времени, а также измерить скорости по наклону x-t диаграмм для каждой частицы. Измеренные скорости частиц составили от 150 м/с до 300 м/с в зависимости от стадии течения и размера частиц. Чем меньше частица, тем ее скорость ближе к реальной скорости течения. Возможность автоматического анализа больших данных видеозаписей позволяет значительно ускорить получение новой физической информации о течениях.

### **Заключение**

Разработан и протестирован метод детекции и анализа твердых частиц в течении газа, визуализируемого теневым методом. Метод включает в себя высокоскоростную теневую съемку течения, применение методов как классического компьютерного зрения, так и современной модели глубокого обучения. Эксперименты проводились в ударной трубе, позволяющей создавать ударные волны с числами Maxa от 2.5 до 3.5 и скоростью потока до 900 м/с.

Используя алгоритм компьютерного зрения на основе выделения контуров, были обнаружены частицы размером от 0.1 до 30 мм в диаметре. Были извлечены такие параметры, как распределение высоты и ширины частиц, их средней яркости. Измеренная яркость сравнивалась с усредненной яркостью фона. Наиболее часто встречающаяся ширина частиц составила от 2 до 6 мм, высотка от 1 до 3 мм, яркость – от 80 до 115 единиц (на шкале от 0 до 255 единиц). При этом средняя фоновая яркость составила 125 единиц. Разница между средней яркостью частиц и фона позволяет оценить качество настройки оптики в теневом методе и эффективность распознавания частиц методами компьютерного зрения.

Обучена модель глубокого обучения для детекции частиц на основе архитектуры YOLOv11. Точность детекции составила 92 %, средняя точность (англ. Average Precision, AP) превысила 90 % при пороговом значении IoU равном 0.5. С помощью разработанного кода автоматически строились x-t диаграммы движения распознанных объектов для каждой видеозаписи, содержащей тысячи кадров и точек данных. Видеозаписи включали в себя 20 мс течения в ударной трубе, регистрируемого со скоростью 150 000 кадров в секунду. Измерялись скорости частиц, они составили 150–300 м/с в зависимости от размера частицы и стадии течения.

Таким образом, сочетание высокоскоростной теневой съемки и методов компьютерного зрения позволило значительно ускорить обработку экспериментальных данных течений и получить новую физическую информацию об исследуемых потоках. Метод подходит не только для течений в ударных трубах, но и для любых течений, визуализируемых теневым или шлирен методом, в том числе в аэродинамических трубах, в натурных экспериментах.

### **Источник финансирования**

Исследование проводилось в рамках государственного задания Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова.

### **Список литературы**

1. Prototype of Automatic Satellite Streak Detection, Identification and Initial Orbit Determination Pipeline from Optical Observation / M. D. Danarianto, A. M. Maharani, B. M. Falah, F. Rohmah // Journal of Physics: Conference Series. 2022. Vol. 2214, no. 1. P. 1-6.
2. Enhanced YOLOv8-Based Method for Space Debris Detection Using Cross-Scale Feature Fusion / Y. Guo, X. Yin, Y. Xiao, et al. // Discover Applied Sciences. 2025. Vol. 7, no. 2. P. 95.
3. Ghedia N., Vithalani C., Kothari A. M., Thanki R. M. Moving Objects Detection Using Machine Learning // Cham: Springer International Publishing, 2022. P. 85.
4. Detection & Identification of On-Orbit Objects Using Machine Learning, Detection & Identification of On-Orbit Objects Using Machine Learning / M. D. Perez, M. A. Musallam, A. Garcia, et al. // 8th European Conference on Space Debris, ESA Space Debris Office. 2021. P. 1-10.
5. Settles G. S., Hargather M. J. A Review of Recent Developments in Schlieren and Shadowgraph Techniques // Measurement Science and Technology. 2017. Vol. 28, no. 4. P. 1-26.
6. Supersonic Combustion Flow Visualization at Hypersonic Flow / T. V. C. Marcos, D. R. Pinto, G. S. Moura, et al. // 28th International Symposium on Shock Waves. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012. P. 1041–47.

7. Znamenskaya I. A., Doroshchenko I. A. Edge detection and machine learning for automatic flow structures detection and tracking on schlieren and shadowgraph images // Journal of Flow Visualization and Image Processing. 2021. Vol. 28, no. 4. P. 1–26
8. Bubble Trajectory Tracking Based on ORB / S. Wang, S. Lu, J. Liu, et al. // Algorithm, Image Analysis & Stereology. 2023. Vol. 42, no. 1. P. 17–23
9. Smith N. T., Lewis M. J., Chellappa R. Detection, Localization, and Tracking of Shock Contour Salient Points in Schlieren Sequences // AIAA Journal. 2014. Vol. 52, no. 6. P. 1–16.
10. Manshadi M. D., Vahdat-Nejad H., Kazemi-Esfeh M. Speed Detection in Wind-Tunnels by Processing Schlieren Images // International Journal of Engineering. 2016. Vol. 29, no. 7. P. 1–6.
11. Detecting the Flame Front Evolution in Spark-Ignition Engine under Lean Condition Using the Mask R-CNN Approach / L. Petrucci, F. Ricci, R. Martinelli, F. Mariani // Vehicles. 2022. Vol. 4, no. 4. P. 1–18.
12. Fast Detection of Bag-Breakups in Pulsating and Steady Airflow Using Video Analysis and Deep Learning / D. Morita, B. Raytchev, A. Elhanashi, et al. // Journal of Real-Time Image Processing. 2023. Vol. 20, no. 6. P. 114.
13. Xuezhi X., Ali S. M. Visual tracking with methodologies – a literature survey // Journal of Flow Visualization and Image Processing. 2016. Vol. 23, no. 3–4. P. 275–321.
14. Simulation of Supersonic Jet Flow Past a Blunt Body in a Laboratory Experiment Using Computer Vision / I. Doroshchenko, I. Znamenskaya, N. Sysoev, A. Lutskii // Acta Astronautica. 2024. Vol. 215. P. 69–78.
15. Doroshchenko I. A. Analysis of the experimental flow shadowgraph images by computer vision methods // Numerical Methods and Programming (Vychislitel'nye Metody i Programmirovaniye). 2023. No. 2. P. 231–42.