

Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт теплофизики им. С.С. Кутателадзе
Сибирского отделения Российской академии наук

На правах рукописи



Серёдкин Александр Валерьевич

**Разработка методов реконструкции и анализа трёхмерной структуры
движущихся объектов**

1.2.2 - Математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ

Диссертация на соискание учёной степени
кандидата технических наук

Научный руководитель -
д.ф.-м.н., профессор, академик РАН
Маркович Дмитрий Маркович

Новосибирск – 2021

Оглавление

Оглавление.....	2
Введение.....	5
Глава 1 Обзор предметной области.....	12
1.1 Метод цифровой трассерной визуализации	14
1.1.1 Оптическая схема ЦТВ с одной камерой	16
1.1.2 Стереоскопическое расширение ЦТВ, добавление второй камеры	18
1.1.3 Трёхмерное расширение метода ЦТВ	20
1.1.4 Принцип работы камеры светового поля и её применение в ЦТВ.	21
1.2 Алгоритмы обработки данных ЦТВ.....	25
1.2.1 Алгоритмы вычисления двумерных координат трассеров (2D PTV)	26
1.2.2 Алгоритмы вычисления трёхмерных координат трассеров (3D PTV)	28
1.2.3 Алгоритм вычисление поля скоростей PTV	30
1.2.4 Алгоритмы вычисления поля скорости 2D PIV.....	31
1.2.5 Алгоритмы вычисления поля скорости 2D 3C PIV	32
1.2.6 Алгоритмы вычисления поля скорости 3D 3C PIV	33
1.2.7 Алгоритм построения треков Shake-The-Box	34
1.2.8 Обработка изображений светового поля.....	35
1.3 Обзор систем сортировки ТКО.....	37
1.4 Обзор систем для измерения геометрии сопла авиационного двигателя	40

Глава 2 Методы	42
2.1 Получение изображений с камеры светового поля	42
2.1.1 Калибровка камеры светового поля	43
2.1.2 Алгоритм калибровки по белому изображению	45
2.1.3 Предварительная обработка изображений	47
2.1.4 Алгоритм программной перефокусировки	49
2.1.5 Алгоритм построения карты глубины	52
2.1.6 Алгоритм Total Focus	55
2.1.7 Алгоритм нахождения трёхмерного распределения трассеров	56
2.1.8 Анализ погрешности определения координат и глубины	58
2.2 Реализация системы сортировки ТКО	61
2.2.1 Система классификации на основе нейронной сети	63
2.2.2 Алгоритм системы сбора	64
2.3 Реализация системы для измерения геометрии сопла авиационного двигателя	71
Глава 3 Описание экспериментальных установок и результаты	77
3.1 Измерение поля скоростей методом PIV	77
3.1.1 Характеристики используемой камеры	79
3.1.2 Описание оборудования	81
3.1.3 Восстановление изображения и карты глубины	83
3.1.4 Восстановление поля скоростей и результаты	85
3.1.5 Оценка погрешностей	91
3.2 Тестирование и применение системы сортировки ТКО	92
3.2.1 Описание базы данных ТКО	92
3.2.2 Точность распознавания положения и типа объектов	94

3.2.3	Определение эффективности алгоритма сбора.....	96
3.3	Диагностика 3D геометрии сопла авиационного двигателя	99
3.3.1	Описание экспериментальной установки.....	99
3.3.2	Результаты и погрешности измерений	102
	Заключение	104
	Список литературы	106

Введение

Трёхмерная реконструкция – это процесс восстановления трёхмерной «сцены» по нескольким двумерным изображениям. Такие задачи часто встречаются в ситуациях, когда необходимо извлечь информацию об окружающем мире, содержащуюся в изображениях. Например, при измерении расстояния до объекта, восстановлении положения частиц в объеме (обратная задача томографии), восстановлении формы поверхности, выделение фона и т.д.

Зачастую результаты трёхмерной реконструкции представляются в виде списка точек в трёхмерном пространстве (облако точек), либо в виде карты глубины относительно одного из изображений. Обычно подобные данные являются промежуточными и требуют дальнейшей обработки. Примерами такой обработки могут служить реконструкция траектории и скорости, расчёт поля давления и температуры в жидкости или газе, анализ деформации поверхности, классификация объектов на изображении и т.д.

На сегодняшний день трёхмерная реконструкция используется повсеместно: в физике, химии, биологии, медицине, энергетике, кинематографе, археологии, авиационной и автомобильной промышленности, системах контроля на производстве, технологиях дополненной реальности, индустрии развлечений, системах безопасности и видеонаблюдения. Несмотря на общую формулировку, задачи из различных областей решаются с использованием широкого класса оборудования и методов.

Для количественного анализа процессов и объектов в природных и технических системах создаются специализированные аппаратно-программные комплексы, имеющие в своей основе постоянно совершенствующиеся алгоритмы обработки первичной информации. Однако в каждом случае необходимо

учитывать особенности задачи при выборе, реализации и адаптации существующих методов.

Целью данной работы является разработка математических алгоритмов обработки данных для создания новых оптических методов и приборов для измерения геометрических параметров и скоростей перемещения объектов, основанных на современных достижениях в области высокопроизводительных вычислений и позволяющих существенно увеличить точность и быстродействие измерений.

Для достижения поставленной цели необходимо было решить следующие **задачи:**

1. Разработка и программная реализация математических алгоритмов обработки данных камеры светового поля для восстановления трехмерных координат и формы наблюдаемых объектов.
2. Исследование точности метода, реализованного в виде аппаратного комплекса по измерению трехмерных полей скорости частиц-трассеров в турбулентном потоке на основе камеры светового поля.
3. Разработка и программная реализация методов распознавания образов на изображениях и отслеживания их перемещения на основе машинного обучения с целью дальнейшей сортировки роботизированным захватом.
4. Анализ точности алгоритма распознавания пригодных к переработке типов бытовой упаковки, точности определения их положения в пространстве и эффективности алгоритма планирования сортировки, реализованных в виде экспериментального образца автоматической сортировки твердых коммунальных отходов.
5. Разработка и программная реализация математических алгоритмов измерения формы трехмерных объектов на основе малоракурсной оптической триангуляции для набора из нескольких детекторов.
6. Анализ точности реализованного аппаратного комплекса по измерению формы трехмерных объектов на примере сопла турбореактивного двигателя.

Научная новизна:

1. Разработаны новые способы обработки изображений с камеры светового поля, основанные на впервые предложенной реализации алгоритма перефокусировки “Total focus”, который позволяет использовать одну камеру при применении метода трёхмерной цифровой трассерной визуализации.
2. Предложен и реализован новый алгоритм планировщика для сбора объектов с конвейерной ленты, как часть автоматизированной системы сортировки твёрдых коммунальных отходов, на основе динамического дерева поиска с отсечениями, учитывающий расположение предметов на конвейерной ленте, их стоимость и место сбора каждого предмета, хранящий лучшее найденное решение для использования в случае прерывания (Anytime algorithm).
3. Впервые предложен и реализован оптический метод динамического измерения трёхмерных координат в условиях неравномерного освещения с большей устойчивостью к вибрациям, чем ранее существующие методы на основе обработки изображений стереопар, которая была достигнута демпфированием вибраций, адаптивной подстройкой длительности выдержки в зависимости от освещения, а также выбором системы подсветки и светофильтров.
4. Предложен и реализован алгоритм выделения области выходного и критического сечений газотурбинного двигателя с соплом регулируемой площади сечения, а также вычисления их трёхмерных координат и размеров на зашумлённой трёхмерной модели, полученной методом триангуляции изображений стереопар, с использованием алгоритмов фильтрации на основе вероятностных и интегральных методов.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Предложенный метод трёхмерной цифровой трассерной визуализации на основе одной камеры светового поля позволяет производить измерения в условиях узкого оптического доступа и передвигать устройство без необходимости проведения повторной калибровки.

2. Разработанный алгоритм планировщика для сбора объектов с конвейерной ленты работает в режиме отсечения по времени (Anytime algorithm) и позволяет решать оптимизационную задачу по сбору произвольно расположенных объектов на конвейерной ленте, путём моделирования наиболее перспективных вариантов перемещения захвата, что позволяет ему работать в условиях, когда объекты имеют различное место сбора и стоимость.
3. По результатам моделирования эффективность предложенного алгоритма планировщика для сбора объектов с конвейерной ленты превышает на 11 % эффективность алгоритма, который не производил симуляцию возможных исходов на основе информации о последующих объектах.
4. Предложенная в работе система оптической диагностики на основе обработки изображений стереопар обеспечила возможность измерений размеров выходного и критического сечений сопла газотурбинного двигателя с соплом регулируемой площади сечения во время наземных испытаний во всём диапазоне раскрытия и поворотов выходного устройства для режимов работы двигателя вплоть до максимальных.
5. Благодаря разработанному методу оптической диагностики и алгоритму фильтрации и выделения трёхмерных координат впервые удалось напрямую измерить площадь критического и выходного сечений сопла регулируемой площади сечения с относительной погрешностью менее 0,3 % и высокой воспроизводимостью результатов.

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались на конференциях:

1. 18th international conference on the methods of aerophysical research (ICMAR 2016).
2. 19th international conference on the methods of aerophysical research (ICMAR 2018).

3. III Всероссийская научная конференция "Теплофизика и физическая гидродинамика" с элементами школы молодых ученых (Ялта 2018).
4. IV Всероссийская научная конференция "Теплофизика и физическая гидродинамика" с элементами школы молодых ученых (Ялта 2019).
5. XX Всероссийская конференция молодых учёных по математическому моделированию и информационным технологиям (ИВТ СО РАН 2019).
6. Всероссийская конференция с элементами научной школы для молодых учёных "XXXVI Сибирский теплофизический семинар" (ИТ СО РАН 2020).

Личный вклад. Автор разработал и реализовал все алгоритмы, описанные в разделе 2.1 Получение изображений с камеры светового поля, в том числе алгоритмы калибровки камеры светового поля, алгоритмы восстановления изображений и трехмерных координат по изображениям светового поля. Автор разработал и реализовал алгоритм работы планировщика и алгоритм обработки данных для вычисления диаметра сопла двигателя и реализовал все его этапы. Автор принимал непосредственное участие в создании и отладке системы автоматизированной сортировки твёрдых коммунальных отходов, в обучении нейронной сети для их классификации, а также в построении экспериментального образца автоматизированной системы сортировки твёрдых коммунальных отходов. Автор производил тестирование аппаратного комплекса по измерению формы трехмерных объектов на макете сопла турбореактивного двигателя и лично принимал участие в экспериментах на работающем образце газотурбинного двигателя.

Публикации. Основные результаты по теме диссертации изложены в 12 печатных изданиях, из них 8 статей в научных журналах, рекомендованных ВАК, 2 патента на изобретения и 2 свидетельства о регистрации программы для ЭВМ.

Список публикаций автора по теме диссертации:

1. Mel'nik A.V., Seredkin A.V., Tokarev M.P., Gobyzov O.A. Laser line scanning of a shape of moving objects with various degree of transparency // Journal of Physics: Conference Series – 2020 - 1677(1) - 012187 (из перечня ВАК).
2. Seredkin A.V., Bobrov M.S., Tokarev M.P., Gobyzov O.A. Development of the algorithm for the optimization of objects pick up sequence on a conveyor belt // Journal of Physics: Conference Series – 2020 - 1677(1) - 012195 (из перечня ВАК).
3. Seredkin A., Plokhikh I., Mullyadzhanov R., Malakhov I., Serdyukov V., Surtaev A., Chinak A., Lobanov P., Tokarev M. Pattern recognition for bubbly flows with vapor or gas-liquid interfaces using U-Net architecture // Proceedings – 2020 Science and Artificial Intelligence Conference, S.A.I.ence – 2020 - P. 5-8 - 9303175 (из перечня ВАК).
4. Seredkin A.V., Tokarev M.P., Plohih I.A., Gobyzov O.A., Markovich D.M. Development of a method of detection and classification of waste objects on a conveyor for a robotic sorting system // Journal of Physics: Conference Series – 2019 - 1359(1) - 012127 (из перечня ВАК).
5. Chertovskikh P.A., Seredkin A.V., Gobyzov O.A., Styuf A.S., Pashkevich M.G., Tokarev M.P. An adaptive PID controller with an online auto-tuning by a pretrained neural network // Journal of Physics: Conference Series – 2019 - 1359(1) - 012090 (из перечня ВАК).
6. Токарев М.П., Серёдкин А.В., Хребтов М.Ю., Петкогло Н.П., Вовк М.Ю., Чикишев Л.М., Дулин В.М., Маркович Д.М., Марчуков Е.Ю. Оптическая диагностика геометрии осесимметричного регулируемого сопла газотурбинного двигателя // Автометрия – 2019 - Т. 55. № 6 - С. 94-101 (из перечня ВАК).
7. Tokarev M.P., Abdurakipov S.S., Gobyzov O.A., Seredkin A.V., Dulin V.M. Monitoring of combustion regimes based on the visualization of the flame and machine learning // Journal of Physics: Conference Series – 2018 - 1128(1) – 012138 (из перечня ВАК).

8. Seredkin A.V., Shestakov M.V., Tokarev M.P. An industrial light-field camera applied for 3D velocity measurements in a slot jet // AIP Conference Proceedings – 2016 – 1770 - 030025 (из перечня ВАК).
9. Бобров М.С., Токарев М.П., Плохих И.А., Серёдкин А.В. "Программное обеспечение для детектирования объектов твёрдых коммунальных отходов на ленте конвейера на основе нейронной сети" // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2020662465.
10. Абдуракипов С.С., Токарев М.П., Плохих И.А., Гобызов О.А., Серёдкин А.В. Программа мониторинга режимов горения на основе методов машинного обучения (flamesense) // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2018666880, 21.12.2018. Заявка № 2018664174 от 10.12.2018.
11. Серёдкин А.В., Токарев М.П., Бобров М.С., Гобызов О.А. Способ оптимизации роботизированной сортировки ТКО путём динамического планирования перемещений робота-сортировщика // Заявка на патент №2020132021.
12. Гобызов О.А., Абдуракипов С.С., Токарев М.П., Серёдкин А.В., Дулин В.М., Бильский А.В. Система мониторинга режимов горения топлива путем анализа изображений факела при помощи классификатора на основе свёрточной нейронной сети // Патент на изобретение RU 2713850 С1, 07.02.2020. Заявка № 2018143528 от 10.12.2018.

Объем и структура работы. Диссертация состоит из введения, трёх глав и заключения. Полный объём диссертации составляет 116 страниц, включая 47 рисунков и 2 таблицы. Список литературы содержит 102 наименования.

Глава 1 Обзор предметной области

Необходимость запечатлеть увиденное существовала с древнейших времён. Однако долгое время это не представлялось возможным без помощи художника. Первый прибор для автоматического получения изображений был придуман ещё в V веке до нашей эры - камера-обскура (от латинского «Тёмная комната», что отражает принцип её работы). Она позволяла получать изображения окружающего мира, но не позволяла их сохранить. В средние века художники срисовывали изображения с камеры-обскуры для получения правильной перспективы, что делало картины более реалистичными.

Первые удачные попытки «сохранить» изображение состоялись в начале XIX века. Тогда для этого использовались химические реакции. С развитием электроники, в конце XX века был создан первый цифровой фотоаппарат и начались попытки решения обратной задачи – восстановление трёхмерной сцены по изображениям.

Трёхмерная реконструкция – получение информации о геометрическом положении объектов в исследуемой области. Было создано большое количество решений, измерительных систем и алгоритмов обработки в различных областях науки, но специфика конкретных задач требует адаптацию измерительных устройств и алгоритмов. Данная работа посвящена адаптации, реализации и улучшению методов оптической диагностики применительно к задачам из различных областей.

При использовании различных методов реконструкции, анализа или управления на основе оптических измерений можно выделить три общих этапа:

1. калибровка оптической системы;
2. получение изображений и восстановление координат;
3. использование координат для решения поставленной задачи.

Калибровка оптической системы необходима для привязки реальных координат к модели камеры. Также это позволяет определить границы измерительной области. На этом этапе настраиваются параметры аппаратуры, например: фокусировка, длительность экспозиции, апертура камер и затемнение/освещение помещения. Вторым этапом - это непосредственно съёмка и восстановление координат точек подходящим для данной задачи алгоритмом. Зачастую координаты точек являются промежуточными данными и требуют дальнейшей обработки. Третьим этапом может и не быть, если в задаче требовались найти лишь координаты точек, но обычно некоторый алгоритм использует данные реконструкции, как входные данные, и рассчитывает искомую информацию. В данной работе описаны задачи, где искомой информацией является:

1. поле скоростей в потоке жидкости;
2. команды управления дельта-роботом для сортировки предметов;
3. площади выходного и критического сечений у работающего газотурбинного двигателя с переменным сечением.

1.1 Метод цифровой трассерной визуализации

Если рассмотреть развитие оптической диагностики на примере диагностики потоков жидкости или газа, то исторически первые методы заключались в добавлении в поток постороннего материала, например, окрашивание частей потока в различные цвета. В таких системах наблюдение за добавленными веществами позволяло качественно изучать характеристики потока.

С развитием науки и техники количественные характеристики стали более востребованы. Результаты таких экспериментов необходимы как для развития теории (верификация математических методов), так и для решения прикладных задач (контроль качества на производстве).

Одной из характеристик метода является степень влияния измерительного прибора на объект исследования. В случае, когда влиянием измерительного прибора на объект исследования можно пренебречь, метод называется бесконтактным. В обратном случае метод называется контактным.

Аналогично, существует разделение методов по физическому принципу измерения: механические, электрохимические, оптические и др. Бытовой счётчик воды является примером механического метода. Другой метод, электрохимический, заключается в измерение диффузионного тока между электродами, которые находятся в исследуемом потоке. Примером оптического метода является метод цифровой трассерной визуализации (ЦТВ), также известный как «анемометрия по изображениям частиц» и «particle image velocimetry» (сокращённо PIV).

Появлением метода ЦТВ в современном виде принято считать 1984 год, в котором вышла статья R.J. Adrian «Scattering particle characteristics and their effect on pulsed laser measurements of fluid flow: speckle velocimetry vs. particle image

velocimetry» [1]. В последующие годы автор опубликовал ряд работ с использованием PIV метода, резюмировав полученные результаты за двадцать лет исследований в работе [2].

Развитие цифровых камер и вычислительных мощностей способствовало популяризации метода среди исследовательских групп по всему миру. Кроме используемой техники развивались и алгоритмы. Так алгоритмы обработки PIV стали использовать быстрое преобразование Фурье для поиска максимума корреляционной функции [3, 4], стереоскопический метод калибровки камер [5, 6] и итеративные методы уточнения максимума с интерполяцией изображений для достижения субпиксельной точности [7]. Разнообразие существующих методов в те годы и их сравнение можно увидеть среди участников PIV Challenge [8, 9, 10].

Отечественные исследовательские группы также широко использовали и развивали PIV методы [11-16]. Однако ещё в 1968 году в Институте Теплофизики использовался предшественник PIV метода, основанный на записи изображений частиц в потоках воздуха на плёнку и последующем наложении кадров друг на друга для поиска смещения [17, 18]. В 1977 году такой же метод был использован для измерения мгновенного поля скорости в жидкости [19]. Подробный обзор методов ЦТВ, существовавших в 2010 году, показан в диссертации М.П. Токарева [20].

За следующее десятилетие количество отечественных [21-28] и зарубежных [29-44] публикаций и использованием PIV методов увеличивалось, а в 2016 году состоялся четвёртый PIV Challenge [45]. К настоящему времени метод цифровой трассерной визуализации является стандартным инструментом измерения скорости потоков в жидкости или газе. Его принципы остаются неизменными, однако, метод продолжает развиваться до сих пор, в том числе с использованием инструментов машинного обучения [46, 47, 48]. Подробный обзор современных PIV методов, аппаратной части PIV измерений и достигнутые разрешающие способности измерений на 2020 год можно найти в статье [49].

Алгоритм обработки PIV изображений восстанавливает координаты и скорости частиц по паре кадров с известной временной задержкой между ними.

Для этого в исследуемый поток добавляют светорассеивающие частицы размером от 1 до 100 мкм, которые называют трассерами. Дифракционные образы этих частиц регистрируются цифровой камерой и сохраняются в виде растровых изображений. Примером трассера является стеклянная сфера микронного размера. Размер трассеров выбирается в зависимости от параметров эксперимента. Обычно в жидкости стараются использовать трассеры близкие по плотности к окружающей среде (для уменьшения силы Архимеда), а в газовых потоках в качестве трассеров обычно используют капли жидкости малого размера (~1 мкм).

Преимуществами данного семейства методов являются:

- бесконтактность;
- возможность измерения мгновенного поля скоростей;
- широкий диапазон измеряемых скоростей: от нуля до сверхзвуковых.

1.1.1 Оптическая схема ЦТВ с одной камерой

Традиционно оптическая ось камеры располагается перпендикулярно к плоскости «лазерного ножа» (рисунок 1). Для максимального использования пространственного разрешения светочувствительной матрицы оптические свойства объектива желательно выбирать такие, чтобы засвеченная область потока занимала весь или почти весь обзор камеры, а глубина резкости соответствовала размерам «лазерного ножа». Это обеспечивает наиболее чёткое изображение частиц.

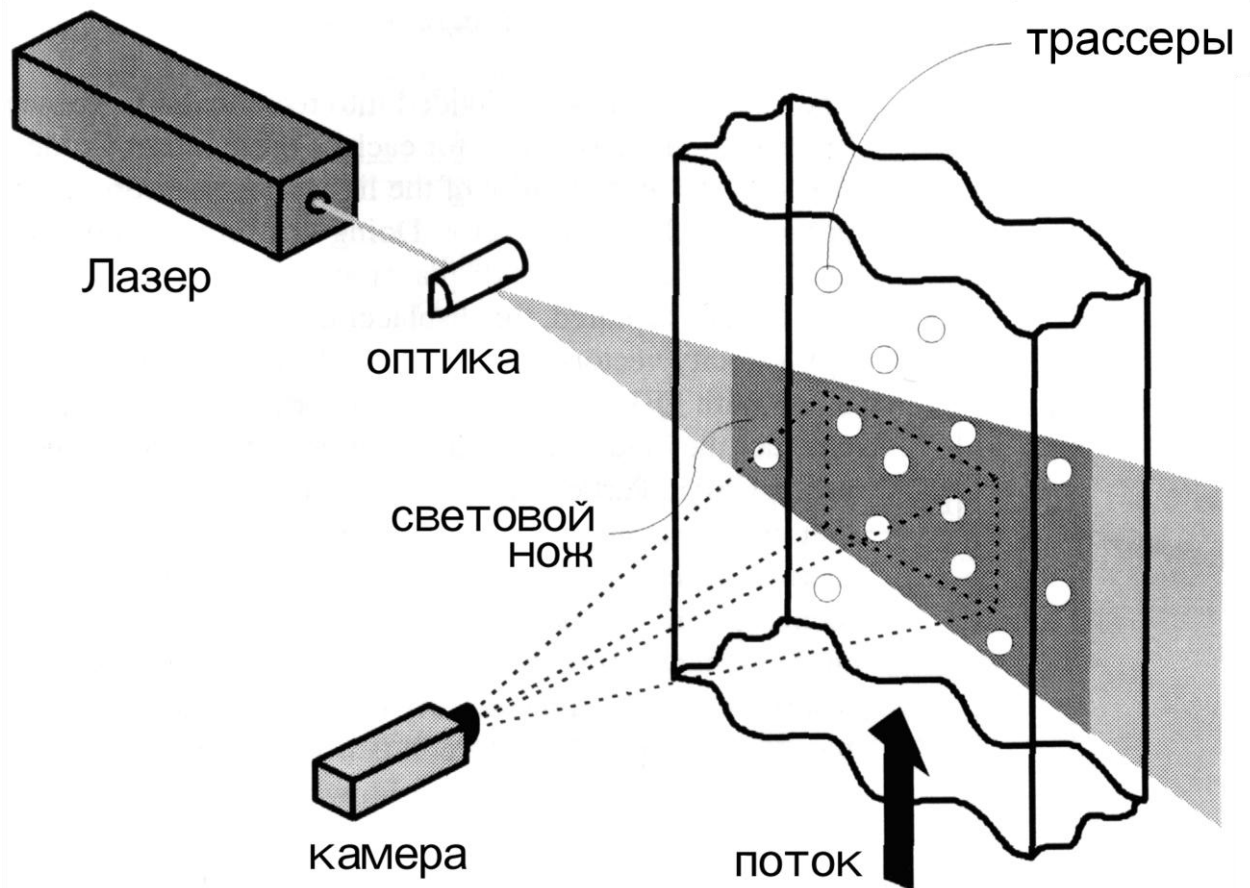


Рисунок 1 — Принципиальная схема PIV эксперимента с одной камерой.

Трассеры в потоке рассеивают падающее лазерное излучение во всех направлениях с интенсивностью согласно индикатрисе рассеяния. Для измерения скоростей обычно регистрируют два кадра с малой задержкой ($0,5-10^5$ мкс), поэтому часто для этого используют два одинаковых импульсных Nd:АИГ лазера, совмещенных на одной оптической оси, генерирующих на выходе когерентное направленное излучение с длиной волны 532 нм. Лазеры срабатывают с заданной временной задержкой синхронно с регистрацией камерой области измерения. Иногда, для снижения стоимости измерительной системы, при диагностике медленных потоков используют непрерывные лазеры.

Оптический формирователь «лазерного ножа» преобразует лазерный пучок в подсвеченную плоскость выбранного диапазона толщины. При использовании двух лазеров подсвеченные этими лазерами области должны максимально перекрываться в измерительной плоскости.

К недостаткам таких измерений относят:

- усреднение по глубине;
- в результате эффекта перспективы, измеряется проекция скорости на сегмент сферы, а не на плоскость «лазерного ножа»;
- невозможность определения пары для трассеров, вылетевших из «лазерного ножа» на втором кадре.

1.1.2 Стереоскопическое расширение ЦТВ, добавление второй камеры

В обычном PIV методе для определения проекции поля скоростей в потоке на подсвеченную плоскость достаточно одной камеры. В стерео PIV для нахождения трёхкомпонентного поля скоростей в измерительной плоскости добавляется ещё одна камера. В такой конфигурации по двум проекциям можно восстановить распределение третьей компоненты скорости в плоскости измерения.

При этом две камеры располагаются относительно нормали к плоскости «лазерного ножа» под углом $\theta \in [15^\circ, 45^\circ]$. Это приводит к ряду проблем, таких как искажение перспективы и уменьшению резкости на краях изображения из-за непараллельности фокальной плоскости камеры и плоскости «лазерного ножа».

Проблема искажения перспективы решается составлением карты масштабных коэффициентов. Такая карта составляется в процессе калибровки. Для этой цели используются изображения калибровочной мишени. Калибровочной мишень – это плоскость с нанесёнными на неё маркерами в узлах ортогональной решётки с известным шагом. Дальнейшее восстановление трёхмерных полей скорости происходит с использованием карты масштабных

коэффициентов, что является частным случаем преобразования системы координат.

Для решения проблемы непараллельности плоскости «лазерного ножа» и фокальной плоскости камеры применяется коррекция Шаймпфлюга. Для минимизации искажений объектив камеры располагается таким образом, чтобы плоскость объектива, плоскость сенсора и плоскость «лазерного ножа» пересекались одной прямой, с условием на угол Шаймпфлюга α (рисунок 2):

$$\operatorname{tg}(\alpha) = d_i/d_o \cdot \operatorname{tg}(\theta),$$

где d_i и d_o – расстояние до фотоматрицы и до объекта относительно центра проекции [50].

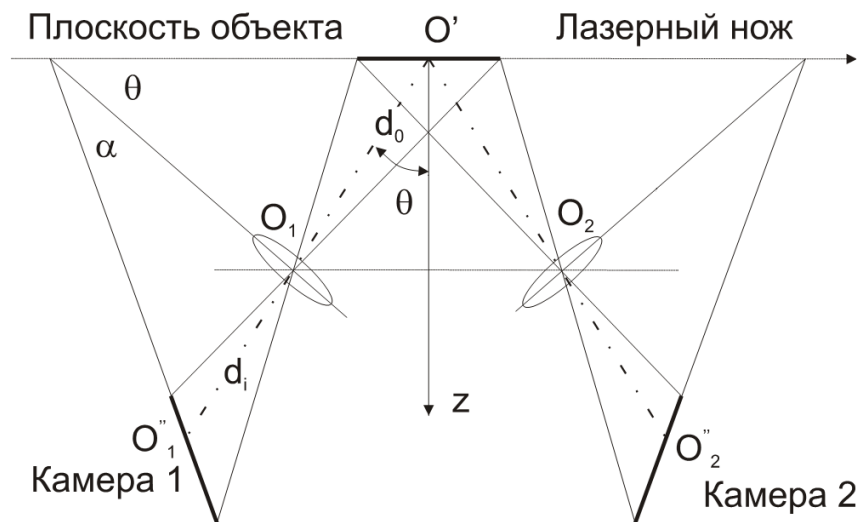


Рисунок 2 — Оптическая схема метода стерео PIV с использованием принципа Шаймпфлюга.

1.1.3 Трехмерное расширение метода ЦТВ

Одно из ключевых отличий трехмерного расширения метода ЦТВ от плоскостных измерений заключается в использовании объёмной засветки области измерения. Таким образом, в направлении линии обзора каждого пикселя используемых панорамных регистраторов проецируется рассеянный свет из широкого слоя потока, в котором отдельные элементы потока могут двигаться с различной скоростью.

Для триангуляции трехмерного положения отдельных частиц в измерительном объеме достаточно иметь две проекции. Однако с увеличением количества трассеров в объеме, при сопоставлении одних и тех же объектов на двух проекциях увеличивается количество вариантов сопоставления, которые могут быть приняты как верные при данной погрешности измерений и линейном размере проекции (так называемые «фантомные частицы»). Поэтому в этом случае для удаления ошибочных вариантов сопоставления обычно используют дополнительные проекции. Например, при использовании третьей проекции количество вариантов сопоставления существенно снижается и зависит только от погрешности измерения при фиксированной концентрации трассеров. Дальнейшее увеличение количества проекций дополнительно сужает область поиска верного соответствия образов частиц на зарегистрированных проекциях [51]. На рисунке 3 представлена схема трехмерного ЦТВ эксперимента с использованием 4 камер, регистрирующих измерительный объем с разных ракурсов.

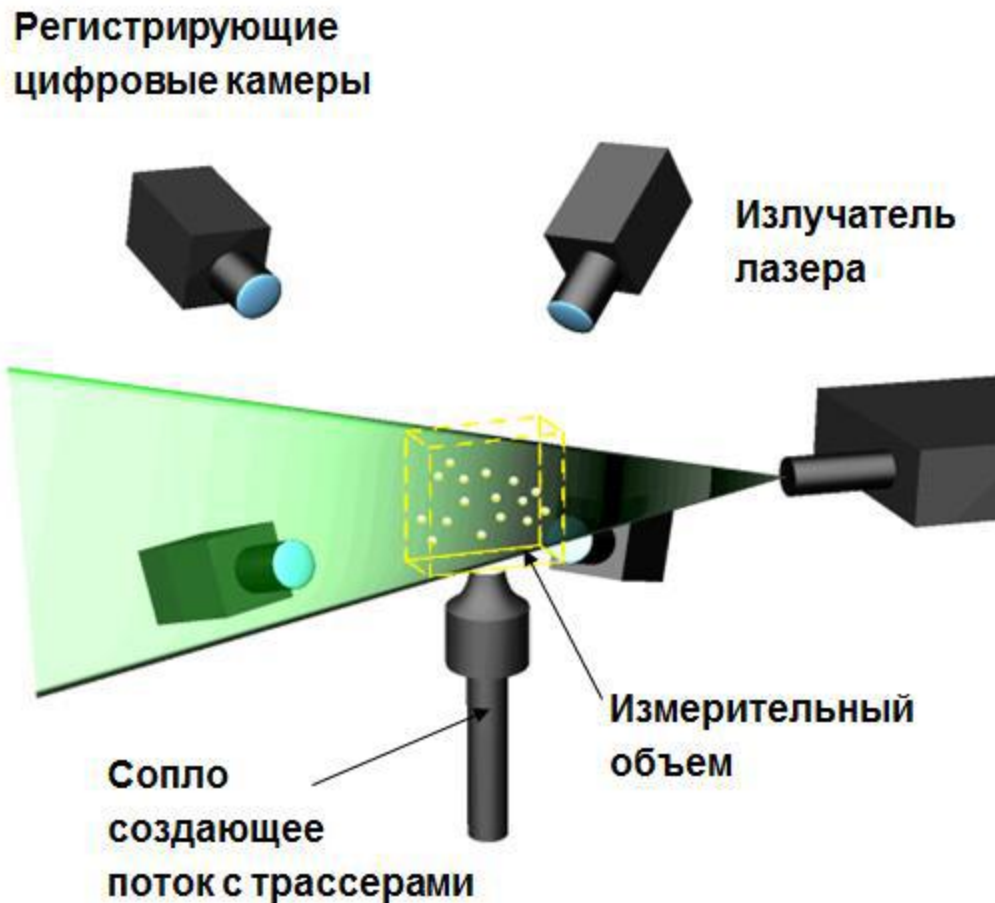


Рисунок 3 — Принципиальная схема трехмерной диагностики потока с использованием ЦТВ метода.

1.1.4 Принцип работы камеры светового поля и её применение в ЦТВ

Идею камеры светового поля (Light-field camera), также известную как пленоптическая камера (plenoptic camera), впервые предложил французский физик Габриэль Липпман в 1908 году. В основе этой камеры лежит идея фиксации не только интенсивности освещения на детектирующем устройстве, но и измерение

распределения интенсивности освещения под различными телесными углами. Другими словами, камера фиксирует световое поле, созданное объектом.

На практике это достигается путём размещения фиксированного массива микролинз вблизи фотоматрицы камеры. Если оптическая сила микролинз согласованна с параметрами объектива, то в такой системе важно не то, в какую часть микролинзы попадает луч, а под каким углом он падает на линзу. Угол падения луча на микролинзу определяет его отображение на фотоматрицу. Таким образом, изображение на фотоматрице чувствительно к угловому распределению интенсивности.

Подобный механизм существует в природе – это фасеточные глаза насекомых. Глаза насекомых неподвижны и занимают обширную часть головы, что позволяет им видеть соответствующее пространство вокруг себя. Такая структура глаза не позволяет различать мелкие детали изображения, однако они способны различать далёкие и близкие объекты, то есть видят мир трёхмерным.

На рисунке 4 изображена оптическая схема камеры светового поля. Группа пикселей, в которые попадают лучи от одной микролинзы, называется суперпикселем. При работе с камерой апертуру подбирают таким образом, чтобы суперпиксели почти касались друг друга. В этом случае изображение получается наиболее резким. Изображение объекта формируется на расстоянии d_i , которое можно оценить по формуле для тонкой линзы

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{d_o} + \frac{1}{d_i}.$$

Важной характеристикой объекта в кадре является его виртуальная глубина равная $v = b/B$, показывающая, во сколько раз изображение объекта на фотоматрице уменьшается относительно изображения, создаваемого объективом (рисунок 5). Именно этот коэффициент пропорциональности, который зависит от расстояния объекта до камеры, делает привлекательным использование пленоптической камеры в трехмерной диагностике потоков. Виртуальная глубина определяется из параллакса при наблюдении объекта через микролинзы разнесённые в пространстве.

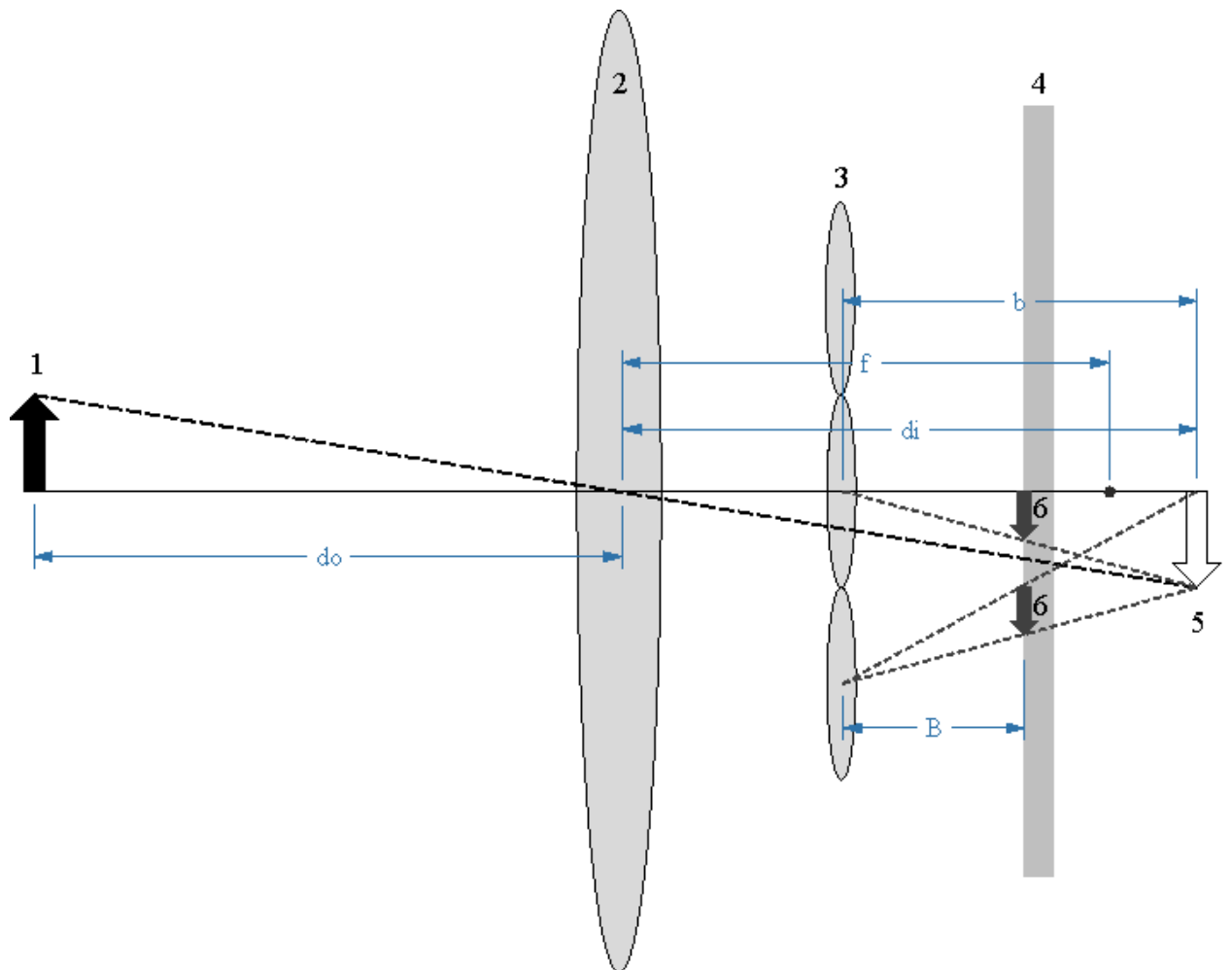


Рисунок 4 — Оптическая схема камеры светового поля: 1 – регистрируемый объект на расстоянии d_o от камеры ($d_o > 2f$), 2 – объектив с фокусным расстоянием f , 3 – массив микролинз на расстоянии B от светочувствительной матрицы 4. 5 – виртуальное изображение объекта после объектива. 6 – изображения объекта на фотоматрице.

По аналогии с обычной камерой, каждая микролинза имеет глубину резкости. Это означает, что лишь объекты, расположенные вблизи некоторой плоскости, не будут размыты. Однако эта плоскость не совпадает с фокальной плоскостью объектива.

Некоторые архитектуры камер светового поля рассчитывают на съёмку объектов в пространстве шире, чем глубина резкости основного объектива. Это становится возможным за счет использования нескольких типов чередующихся микролинз в растре с близкими фокусными расстояниями, дополняющими друг

друга для получения увеличенной глубины резкости. Такая камера имеет не один слой с резким изображением, а по слою на каждый тип микролинз. Оптическая сила микролинз подбирается таким образом, чтобы эти слои располагались друг за другом, вместе покрывая большой диапазон глубины. В результате глубина резкости увеличивается во столько же раз, сколько типов микролинз используется в массиве.

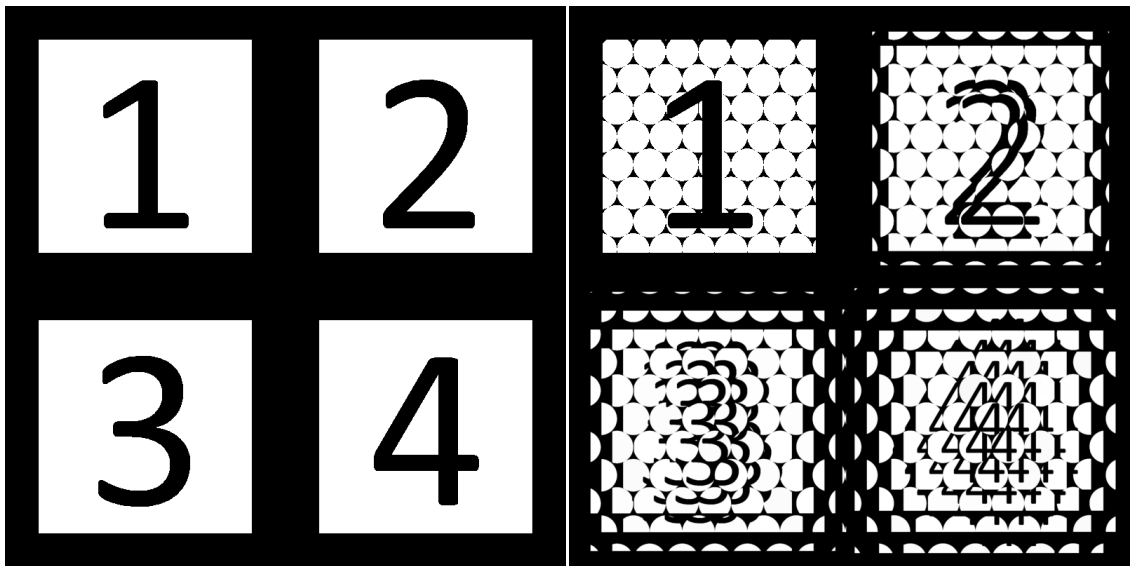


Рисунок 5 — Слева - исходная модель. Справа – изображение, получаемое камерой. Виртуальная глубина участков изображения: 1, 2, 3 и 4 соответственно.

Некоторые классические камеры имеют быстрый автофокус, что делает их эффективнее пленоптических камер для получения чётких изображений. Главная область применения пленоптических камер – наблюдение за движущимися объектами либо за сценой большой глубины. В результате такого наблюдения можно восстановить трёхмерную модель.

В эволюции камеры светового поля традиционно различают два поколения. В первом поколении пленоптических камер (plenoptic 1.0 или стандартной пленоптической камеры) микролинзовый массив располагается на расстоянии от фотоматрицы равном фокусному расстоянию входящим в него микролинз, таким образом, что отдельные микролинзы сфокусированы на бесконечность, и в получаемом необработанном изображении трудно различить снимаемый объект

глазом. В пленоптической камере второго поколения (plenoptic 2.0) каждый суперпиксель содержит уменьшенную сфокусированную копию части изображения объекта, поэтому она получила название сфокусированная. В результате камера второго поколения обладает большим пространственным разрешением по сравнению со стандартной пленоптической камерой, реальное пространственное разрешение которой равно количеству микролинз в массиве, а не количеству пикселей фотоматрицы. С другой стороны, стандартная пленоптическая камера обладает большим угловым разрешением по сравнению с камерой второго поколения. Для восстановления трёхмерных координат объектов могут использоваться оба типа камер [52].

Оптическая конфигурация PIV экспериментов с использованием камеры светового поля внешне ничем не отличаются от конфигурации обычных 2D PIV экспериментов.

1.2 Алгоритмы обработки данных ЦТВ

Алгоритмы трассировки отдельных частиц в потоке в англоязычной литературе называются Particle tracking velocimetry (PTV) алгоритмами. Все алгоритмы PTV семейства состоят из двух этапов. На первом этапе для каждого снимка определяются координаты центров частиц в области измерения. На втором этапе найденные наборы частиц разбиваются на пары, то есть для каждой частицы с первого снимка определяется её положение на втором снимке, либо определяется, что её нет на втором снимке. Для каждой пары вычисляется вектор смещения, как разность координат, который далее, с учетом заданного

временного промежутка между кадрами, интерпретируется как скорость. Таким образом, восстанавливается мгновенное поле скоростей.

Перед регистрацией изображений частиц выполняется калибровка оптической системы. Для этого в измерительный объём помещается калибровочная мишень. В процессе калибровки определяется положение каждой из камер относительно системы координат заданной калибровочной мишенью. В дальнейшем эта информация используется для триангуляции положения частиц в области измерения по зарегистрированным проекциям.

Полученные в эксперименте исходные изображения проходят предварительную обработку, призванную, по мере возможности, исправить ошибки оптики, неравномерности освещения и другие источники ошибок.

1.2.1 Алгоритмы вычисления двумерных координат трассеров (2D PTV)

Как говорилось выше, этот алгоритм используют на первом этапе трёхмерного PTV алгоритма. Задача алгоритмов состоит в идентификации наиболее полного набора частиц на проекции измерительного объема и вычислении их двумерных координат.

Самый простой способ нахождения координаты частицы на изображении – это вычисление центра масс связанной области пикселей, яркость которых больше некоторого порогового значения (рисунок 6). Такой метод обладает рядом недостатков: некорректная обработка перекрывающихся частиц, низкая точность определения координаты центра, некорректная работа с элементами фона, чувствительность к неравномерности освещения.

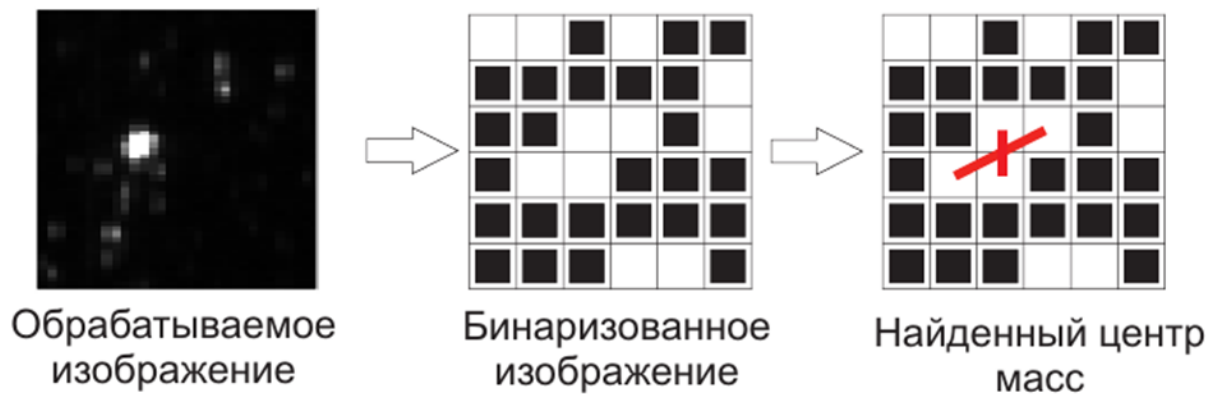


Рисунок 6 — Пример определения положения частицы, как центр масс связанной области.

Улучшением предыдущего метода является динамическое вычисление порога для данной области [53]. Данная модификация решает проблему неравномерности освещения, однако остальные недостатки остаются.

В основе следующего метода лежит предположение, что дифракционную картину образа частицы на изображении можно аппроксимировать двумерным распределением Гаусса. Для нахождения объекта на изображении, похожего на заданный шаблон, применяется взаимнокорреляционная функция. Такой метод называется Particle Mask Correlation (PMC) [54]. Вычисленная корреляция с шаблоном для всех точек изображения, называется корреляционным полем (рисунок 7). В полученном корреляционном поле происходит поиск области высоких значений и нахождение средневзвешенной координаты, что позволяет аппроксимировать координаты с субпиксельной точностью. К преимуществам такого метода можно отнести возможность распознавать частицы, частично перекрывающиеся друг друга, высокую точность определения координат и более надежную идентификацию образов на границе исследуемого объема.

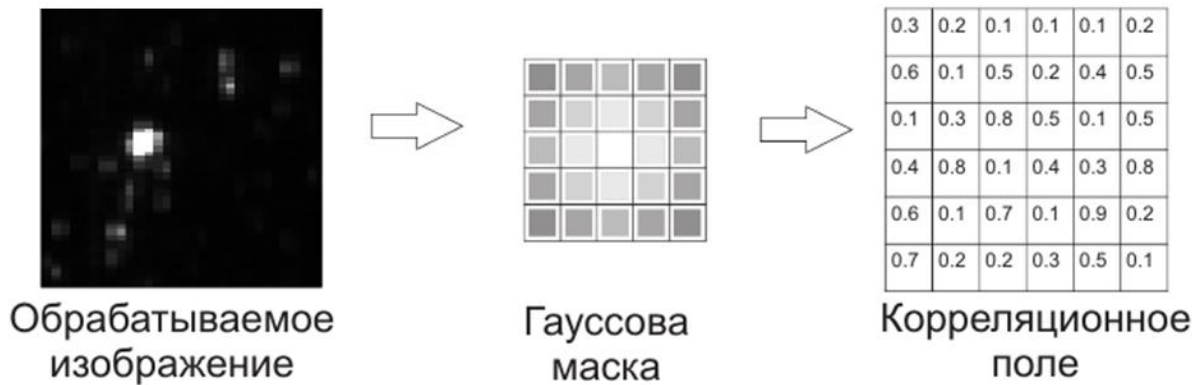


Рисунок 7 — Пример определения положения частицы корреляционным методом.

1.2.2 Алгоритмы вычисления трёхмерных координат трассеров (3D PTV)

В 3D PTV по восстановленным двумерным координатам частиц с каждой камеры, а также по калибровочной информации, происходит восстановление трёхмерных координат частиц. Рассмотрим наиболее распространенный подход, на основе триангуляции, откуда метод и получил своё название.

Метод триангуляции можно описать следующим образом: вначале выбирается частица с первой проекции (рисунок 8, проекция А), координаты которой мы собираемся восстановить. Из этой проекции частицы пускается луч, направленный в исследуемую область перпендикулярно проекции камеры. Другими словами, этот луч содержит множество точек в исследуемой области, проекция которых совпадёт с координатами выбранной частицы на первой проекции. Уравнение такого луча вычисляется из преобразования координат. Если преобразование координат содержит нелинейные члены, то описанное выше множество точек может образовывать изогнутую линию в пространстве, и

современные методы учитывают это, но для простоты изложения будем считать, что это луч.

Далее этот луч проецируется на плоскость второй камеры (рисунок 8, проекция В), образуя на ней линию. Эта линия называется эпполярной. Из-за конечного разрешения камер и других погрешностей определения координат частицы, а также погрешности определения положения камеры относительно исследуемого объёма, частица на второй проекции может оказаться на некотором расстоянии от эпполярной линии. Поэтому поиск изображения частицы осуществляется в некоторой области возле эпполярной линии. Далее, от найденной частицы строится второй луч по аналогии с первым лучом. Оба эти луча проектируются на плоскость третьей камеры (рисунок 8, проекция С), и поиск частицы осуществляется в пересечении областей вокруг двух эпполярных линий. Аналогичная процедура повторяется для четвёртой и последующих камер. Если изображение частицы удалось найти для каждой проекции, то частица считается найденной, и её трёхмерными координатами являются координаты точки, ближайшей ко всем лучам [55].

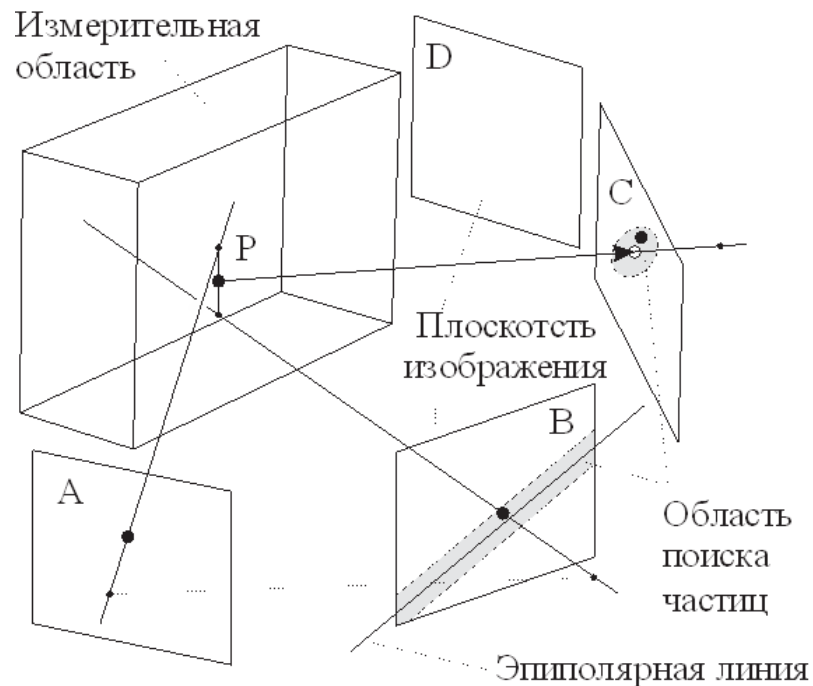


Рисунок 8 — Схема триангуляции положения частицы в измерительной области по набору проекций.

Возможны модификации алгоритма, в которых достаточным условием детектирования частицы является её наличие не на всех проекциях. В таком случае описанный выше алгоритм выполняется для каждого минимально допустимого подмножества камер, а найденные множества трёхмерных точек объединяются, при этом отбрасываются дубликаты.

Для такого метода положения камер относительно исследуемого объёма должны быть известны с достаточно хорошей точностью, поскольку это напрямую влияет на точность метода в целом. Для уточнения пространственной калибровки камер, выполненной по калибровочному объекту, используются алгоритмы самокалибровки непосредственно по регистрируемым трассерам в потоке [56].

1.2.3 Алгоритм вычисления поля скоростей PTV

После нахождения координат частиц на всех кадрах, необходимо сопоставить частицы на соседних кадрах. Алгоритм получает на вход списки координат частиц, идентифицированных на отдельных кадрах, сделанных в разные моменты времени с известной временной задержкой между кадрами. Разумеется, каждая частица участвует не более чем в одной паре. Для некоторых частиц не удаётся найти пару, например, такое возможно, если она вылетела из измерительного объёма.

Простейший способ нахождения пар – метод ближайших соседей. Он заключается в нахождении ближайшей частицы на следующем кадре. В случае, когда соответствие определяется неоднозначно, например, для двух частиц с первого кадра ближайшей оказалась одна и та же частица, вектор смещения

считается ошибочным и отбрасывается. Более сложный способ: поиск оптимального паросочетания в двудольном графе, где вершины в каждой доле — это частицы на соответствующем кадре, а рёбра — это расстояние между частицами.

Независимо от алгоритма, последний шаг заключается в вычитании из координат частицы на втором снимке её координаты на первом. Полученный вектор смещения делится на временную задержку между кадрами и является оценкой мгновенной скорости трассера в данный момент времени.

1.2.4 Алгоритмы вычисления поля скорости 2D PIV

Во многих задачах характерные пространственные неоднородности потока (вихри, организованные структуры в струях, следах) существенно превышают среднее расстояние между трассерами. В таких случаях нет необходимости отслеживать скорость отдельных частиц, вместо этого необходимо вычислить среднюю скорость трассеров, а значит и жидкости, в ячейке. Размер ячейки выбирается таким образом, чтобы разброс скоростей внутри неё был незначительный, при этом допускается плавный градиент скорости. Из-за особенности двумерных измерений мы не можем различить изменение скорости по глубине, поэтому считается, что скорость в этом измерении постоянна. На практике алгоритм вычисляет среднюю скорость по глубине.

В основе данного метода лежит предположение о том, что относительное положение трассеров меняется слабо, и группы трассеров с первого кадра можно распознать на втором кадре. Математически это делается вычислением двумерной корреляционной функции между изображением искомой ячейки с первого кадра и

вторым кадром. Аргументы, при которых достигается максимум корреляционной функции, и есть смещение ячейки между кадрами. Это смещение делится на межкадровую задержку и получается средняя скорость ячейки в данный момент времени.

Возможны модернизации алгоритма, которые после вычисления корреляционной функции оценивают положение максимума с повышенной точностью, используя несколько значений около максимума в рамках билинейной (либо более сложной) модели. Поиск максимума может производиться итерационно, постепенно уменьшая область на втором кадре и уменьшая шаг корреляционной функции. Кроме того, информация о средней скорости всего потока может использоваться для вычисления грубой позиции максимума, что позволяет уменьшить начальную область поиска. Эти модификации позволяют увеличить быстродействие и повышают точность алгоритма.

По дискретному полю скоростей можно вычислить значение скорости между ячейками или в некоторой окрестности путём аппроксимации: билинейная, кригинг [57] или любая другая. Это является частью постобработки и может применяться после любого алгоритма вычисления поля скоростей.

1.2.5 Алгоритмы вычисления поля скорости 2D 3C PIV

2D 3C означает, что алгоритм находит три компоненты скорости на двумерной сетке. Данный алгоритм используется для стерео PIV, когда исследуется тонкий слой жидкости или газа. Исследуемый объём разбивается на двумерные ячейки в плоскости «лазерного ножа», и изображения с каждой камеры обрабатываются независимо предыдущим алгоритмом. Полученные

двумерные поля скорости соответствуют смещению в плоскости сенсора соответствующей камеры. По этим векторам для каждой ячейки восстанавливается трёхмерное поле скорости в системе координат потока, то есть в системе координат, где две оси лежат в плоскости «лазерного ножа».

Аналогичные корреляционные методы используются для восстановления карты глубины твёрдых поверхностей по стереопаре. Комбинация карты глубины и трёхмерной калибровки камер позволяет восстановить размер всех видимых участков сцены. Обработывая их изменения от времени, можно восстановить скорость и деформацию объектов. Алгоритм такого типа для измерения формы сопла реактивного двигателя подробно описан в данной работе.

1.2.6 Алгоритмы вычисления поля скорости 3D 3C PIV

Эти алгоритмы также известны как Томо PIV. Основные принципы работы томографических методов были разработаны и представлены в работе [58]. В их основе лежит решение задачи томографии, а именно восстановление трёхмерной структуры по набору проекций. По калибровочным данным восстанавливается функция формирования изображения на каждом сенсоре в зависимости от положения трассеров в исследуемой области. Имеющегося количества проекций зачастую недостаточно для нахождения однозначного решения, поэтому на решения накладываются дополнительные условия. Примеры использования такого метода показаны в ряде работ [59-64].

Неоднозначность решения данной задачи привела к появлению других, альтернативных подходов [65, 66, 67]. Все эти методы обладают как

преимуществами, так и недостатками, и, в конечном итоге, выбор метода исходит из особенностей конкретной задачи.

1.2.7 Алгоритм построения треков Shake-The-Box

С ростом вычислительных мощностей, увеличением разрешения камер и возможностью скоростной съёмки возросли требования к качеству полученного поля скорости в жидкости. Для повышения пространственного разрешения повышается концентрация трассеров в потоке, и возникает необходимость восстановления траектории отдельных трассеров, а потеря разрешения при усреднении по ячейкам, как в методах PIV, уже неприемлема.

Для этого были пересмотрены методы PTV. Вычислительно затратная часть алгоритма проявляется в постоянной триангуляции, появлением фантомных частиц и отслеживанием трека в трёхмерном пространстве. Значительное ускорение работы алгоритма Shake-The-Box достигается благодаря тому, что определения частиц от кадра к кадру осуществляется на проекциях. Продвинутое моделирование дальнейшей траектории позволяет уменьшить область поиска, что в свою очередь, позволяет обрабатывать данные с более высокой концентрацией.

Алгоритм начинается с определения параметров калибровочного преобразования трёхмерных координат в координаты каждой камеры. Далее первые четыре кадра обрабатываются алгоритмами PTV. Для пятого и последующих кадров координаты каждого трассера на них предсказываются по положению в предыдущие четыре момента времени, например, при помощи фильтра Винера. Предсказанные координаты уточняются в процессе «тряски»

(shake), откуда алгоритм и получил название. Он заключается в подгонке сгенерированных изображений, основанных на предсказанных положениях частиц, к реальным изображениям на камерах путём небольших смещений предсказанных частиц в трёхмерном пространстве. Более строго минимизируется сумма модулей попиксельной разности между интенсивностями сгенерированного и исходного изображений [68].

После такого уточнения координат интенсивность найденных частиц вычитается из изображений, и по этим изображениям происходит поиск новых частиц, тех, которые ещё не являются частью трека длины четыре или более. Если трек вышел за исследуемую область или не найден на очередном этапе, то трек считается оборванным и добавляется к списку найденных треков. Треки, которые остались после обработки последнего кадра, также являются результатом работы алгоритма.

1.2.8 Обработка изображений светового поля

При обработке изображений применяются РТВ алгоритмы, усложнённые алгоритмами восстановления изображения и карты глубины по зарегистрированному световому полю [52, 69, 70].

Например, фирменное программное обеспечение RxLive, которое поставляется с камерами светового поля компанией Raytrix GmbH [71], использует итерационный алгоритм восстановления виртуальной глубины. На первом шаге происходит поиск образа точки в соседних суперпикселях методом корреляции шаблона небольшого размера (3-5 пикселей) вдоль эпиполярных линий, как показано на рисунке 9. По смещению образа относительно центра

суперпикселя оценивается виртуальная глубина. Далее происходит поиск в следующем слое суперпикселей, по которым уточняется виртуальная глубина [72].

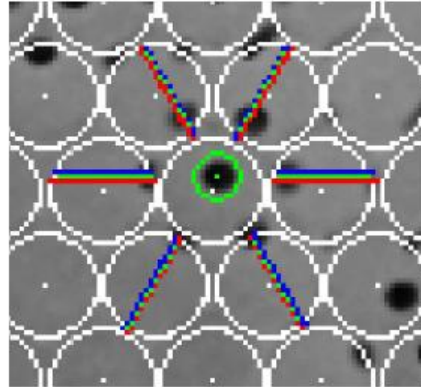


Рисунок 9 — Точка объекта и соответствующие ей эпиллярные линии в соседних суперпикселях, вдоль которых выполняется поиск.

Основным недостатком камер светового поля является то, что они обладают меньшей точностью определения Z координаты по сравнению с XU координатами точки объекта. При работе камеры в двухкадровом режиме появляется возможность измерения трехмерного поля скорости. В научной литературе встречаются несколько работ с примерами применения пленоптической камеры для диагностики 3D полей скорости методом PIV [73, 74]. В этих работах сообщается о высокой случайной ошибке для компоненты скорости потока вдоль оптической оси камеры, до 10-20 раз больше, чем для компоненты скорости в поперечном направлении.

В данной работе предложены и описаны следующие алгоритмы обработки изображений светового поля:

- фокусировка на заданный набор глубин;
- получение карты глубины;
- отображение всех областей изображения в своём фокусе (Total Focus);
- построение трёхмерной модели видимых объектов;
- получение поля скорости (PIV 3D 2C);
- трассировка отдельных частиц при высоких концентрациях трассеров.

1.3 Обзор систем сортировки ТКО

Твердые коммунальные отходы (ТКО) – это один из видов отходов потребителей, которые включают биоотходы, товары и продукты с истекшим сроком годности, использованную упаковку и т.д. Непрерывное увеличение количества ТКО связано с ростом населения, а также с увеличением количества отходов на человека, особенно для городских жителей. Это повышает важность построения эффективной технологической цепочки для переработки ТКО. Технологии переработки отходов, используемые сегодня, имеют ограничения по составу перерабатываемых отходов. В следующих параграфах будут кратко рассмотрены некоторые из наиболее распространенных методов обращения с ТКО в России.

Захоронение является технологически самым простым способом утилизации отходов. Захоронению имеет смысл подвергать только те отходы, которые не пригодны к дальнейшему использованию и не представляют опасность для окружающей среды, в противном случае ресурсный потенциал отходов теряется, что делает захоронение неэффективным способом удаления отходов. В случае эффективного обращения с отходами, доля отправляемых на свалки ТКО может быть снижена до 10 % или менее. Например, сокращение количества свалок до 10 % муниципальных отходов к 2030 году является одной из целей Циркулярного экономического пакета Европейской комиссии.

Компостирование – это технология переработки отходов, основанная на их биологическом разложении, с целью получения минеральных удобрений. В основном, применяется для отходов растительного происхождения, таких как, листья и скошенная трава. При этом качество получаемого компоста напрямую зависит от чистоты исходного сырья. Наличие большого количества неразлагаемых компонентов, таких как стекло, металл, большинство пластиков и

т.д., делает полученные удобрения не пригодными для дальнейшего использования [75].

Сжигание отходов позволяет использовать отходы для выработки энергии в качестве топлива. Существует ряд смежных технологий, включая сжигание на решетках, сжигание в плазме и т.д. Состав ТКО определяет его удельную теплоту сгорания и состав продуктов сгорания. Например, пищевые отходы, бумага и картон, текстиль, кожа, резина, большинство пластмасс имеют высокую теплотворную способность (более 10 МДж на кг сухого веса) и низкое содержание золы. В то же время сжигание некоторых пластмасс и каучуков опасно, так как они выделяют большое количество ядовитых летучих веществ в процессе сжигания при температуре ниже 850°C. Для большинства пластмасс, переработка является более продуктивным способом обращения с ТКО, чем сжигание. Стекло, металлы, электронный лом, строительный мусор, лампы и батареи имеют нежелательные продукты сгорания и только снижают эффективность ТКО в качестве топлива.

Из вышесказанного видно, что состав ТКО влияет на чистоту и эффективность распространенных методов переработки отходов. Таким образом, предварительная сортировка является необходимым шагом для повышения эффективности использования ТКО в качестве ресурса.

В настоящее время алгоритмы машинного обучения являются одним из основных инструментов для решения задач классификации [76]. Очевидно, что идея использования этого инструмента для сортировки отходов не нова: примеры тестирования различных моделей нейронных сетей для этой задачи можно найти в [77, 78, 79].

В целом эти работы выделяют два ключевых момента: используемая модель нейронной сети и база данных для обучения и проверки сети. В более ранних публикациях сообщалось о тестировании классических свёрточных нейронных сетей [77, 78]. Хотя некоторые модели продемонстрировали довольно хорошие результаты классификации, основным недостатком такого решения является то, что изображение классифицируется целиком. Это означает, что входное

изображение должно содержать лишь один объект. Вряд ли возможно получать такие изображения для потока ТКО на конвейерной ленте без применения некоторых дополнительных мер по выделению отдельных объектов на изображении.

Недавним достижением в разработке нейронных сетей является так называемая региональная свёрточная нейронная сеть (R-CNN). Эта модель состоит из различных блоков для обнаружения объектов на изображениях и классификации обнаруженных объектов. В этом случае на одном изображении можно детектировать несколько объектов, в том числе различного типа. В настоящее время существует несколько «семейств» таких сетей, которые отличаются архитектурой, некоторые из которых представлены в [80, 81]. Было несколько примеров успешного использования региональных свёрточных нейронных сетей для сортировки отходов. Одной из таких работ является [79], в которой авторы протестировали нейронную сеть типа R-CNN, обученную на 1332 размеченных изображениях с несколькими объектами на изображении. Авторы сообщили, что точность классификации составляет 78,5 %, однако, в документе содержится очень мало подробностей о наборе данных, процедуре обучения и тестирования.

Важной частью предложенной системы является система сбора объектов. В научной литературе опубликовано много работ по теме планирования заданий для захвата и перемещений объектов на движущемся конвейере. Данным классом задач занимается теория массового обслуживания [82]. В ситуации, когда скорость конвейера регулировать нежелательно или подача объектов на конвейер осуществляется неравномерно, доля захваченных объектов может быть меньше 100 %, если производительность роботизированной ячейки недостаточна для сбора всех объектов с конвейера в моменты максимального потока. В этом случае простые алгоритмы планирования заданий типа FIFO (first in, first out), STP (shortest processing time) и SRPT (shortest remaining processing time) [83, 84] будут работать неэффективно.

В работе [84] представлены два метода улучшения классических алгоритмов для стратегий обслуживания FIFO и SPT. В первом случае модификация алгоритма состоит в ограничении рассматриваемого множества объектов для захвата путем установки ограничения позиции вдоль направления движения конвейера, после, которой объекты считаются пропущенными. Это ограничение обеспечивает минимальное время захвата и сбора объектов. Во втором случае SPT алгоритма улучшенная стратегия определяет выбор такого объекта, который позволяет получить максимальное количество захватываемых объектов на следующем шаге. Указанные стратегии позволили получить прирост доли захваченных объектов до 5 %.

Требования к системе захвата объектов в рамках данной системы сортировки мусора обладают рядом особенностей, таких как различная стоимость объектов и различное положение корзин для сбора, поэтому был разработан собственный алгоритм сбора.

1.4 Обзор систем для измерения геометрии сопла авиационного двигателя

В авиационной промышленности во время наземных испытаний проверяются некоторые функциональные параметры турбореактивных двигателей. Примерами таких параметров являются форма выходного устройства (сопла) и площадь выходного и критического сечений. Характеристики турбореактивного двигателя с регулируемыми соплами зависят от этих параметров [85, 86]. Для измерения геометрии сопла применяются механические датчики обратной связи, расположенные с внешней стороны двигателя. По

данным с этих точек оценивают форму сопла, но такой метод имеет ограничения по точности измерений и количеству размещаемых датчиков.

Оптические методы широко используются для измерения, диагностики деформации, определения геометрических параметров и 3D-сканирования, быстрого прототипирования, автоматического контроля качества и др. [87, 88]. Диагностика геометрии регулируемого сопла во время работы двигателя затруднена по причине сильных вибраций, ограниченного угла обзора на внутренние элементы сопла, изменения светимости выходной струи для различных режимов работы, а также из-за преломления света вдоль высокотемпературного градиента между струей с выхлопными газами и окружающим воздухом.

В научной литературе несколько исследований описывают оптические измерения в газотурбинных двигателях (ГТД). Одно из исследований использует термографические люминофоры для измерения температуры на внутренней поверхности форсажной камеры двигателя. Авторы обращают внимание, что сильные акустические вибрации и оптические неоднородности создают сложные условия для измерений [89]. В вышеназванной работе измерения температуры были возможны лишь сразу после выключения форсажной камеры. В процессе измерений источник и детектор лазерного излучения были защищены толстыми стальными стенками.

В данной работе используется оптический метод, основанный на компьютерном зрении для бесконтактной реконструкции формы сопла, что отличает его от методов, используемых в промышленности в настоящее время. В работе описано используемое оборудование, адаптированные алгоритмы стерео реконструкции [90], разработанные методы регистрации параметров объекта по набору трехмерных точек, результаты и анализ проведенных измерений на полномасштабном турбовентиляторном двигателе во время его работы.

Глава 2 Методы

2.1 Получение изображений с камеры светового поля

Камера светового поля выглядит очень похожей на обычную цифровую камеру. Однако, несмотря на внешнее сходство, для получения готового изображения необходимо пройти ряд этапов, отличающихся от типичной последовательности действий при работе с обычной цифровой камерой.

Вначале необходимо направить камеру на исследуемую область. Далее камеру необходимо сфокусировать правильным образом. Микролинзовый массив рассчитан на съёмку определённой глубины пространства, в котором основной объектив формирует изображение элементов сцены или области измерения. Для этого можно менять фокусное расстояние основного объектива, глядя на изображение в соответствующих суперпикселях. При правильной фокусировке изображение в них должно быть хорошо различимо. Только области изображения, которые хорошо различимы хотя бы одним типом линз, могут быть хорошо восстановлены в дальнейшем.

В процессе фокусировки может возникнуть ситуация, в которой изображения в суперпикселях зеркально отражены по вертикали и горизонтали. Это соответствует отрицательным значениям виртуальной глубины и происходит по причине нахождения объекта за фокальной плоскостью.

Далее следует настроить апертуру объектива, опираясь на размер суперпикселей. Их размер напрямую зависит от апертуры объектива. Желательно, чтобы соседние суперпиксели почти касались друг друга. В случае их

перекрывания изображение в общих пикселях суммируется. Разделить эту суперпозицию на отдельные изображения затруднительно. С другой стороны, чем меньше размер суперпикселя, тем большая часть фотоматрицы остаётся неосвещённой, а, следовательно, не несёт никакой информации об изображении. Поэтому после каждого внесённого изменения следует проверять апертуру и, при необходимости, корректировать её.

После этого необходимо провести съёмку калибровочных изображений, съёмку исследуемой области и восстановить изображение.

2.1.1 Калибровка камеры светового поля

Калибровка глубины в исследуемой области (метрическая калибровка) необходима для преобразования виртуальных координат в реальные координаты. Такое преобразование можно вычислить из параметров оптической системы, однако их вычисление по калибровочным изображениям оказывается более точным. Заключается оно в съёмке известных объектов (обычно это калибровочная мишень, как на рисунке 10) в известном положении. Для получения высокой точности желательно откалибровать всю исследуемую область путем последовательного сканирования, например, сделать серию снимков перемещая мишень по всему диапазону глубины перпендикулярно оптической оси камеры.

Помимо метрической калибровки необходимо определить положение микролинз относительно матрицы камеры светового поля. Для этого необходимо снять так называемое белое изображение.

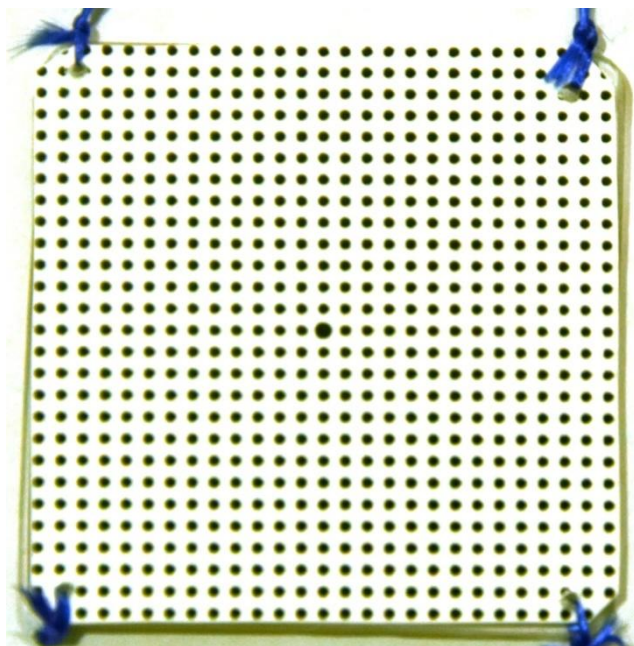


Рисунок 10 — Фотография калибровочной мишени на твёрдой подложке.



Рисунок 11 — Фотография светорассеивающего фильтра. Данный фильтр используется для получения «белого изображения» камерой светового поля.

Белое изображение - это изображение, снятое при равномерной засветке объектива. Для этого следует закрыть объектив светорассеивающим фильтром (рисунок 11) или листом однородной плотной бумаги. Источник освещения необходимо поместить в исследуемую область (либо за неё) и направить на

камеру. В некоторых случаях удобнее перенести камеру к источнику освещения и снять белое изображение там.

2.1.2 Алгоритм калибровки по белому изображению

Данный алгоритм определяет координаты и типы микролинз. После чего вычисляет параметры решётки, в узлах которой находятся центры микролинз. Этот алгоритм достаточно выполнять один раз и пользоваться его результатом для восстановления всей серии снимков.

Входные данные:

- белое изображение;
- качественная структура микролинзового массива.

Выходные данные:

- параметры и свойства микролинзового массива, а именно:
 - список индексов существующих вершин;
 - функция вычисления координат микролинзы по индексу;
 - функция определения типа микролинзы по индексу;
 - средний радиус суперпикселя.

Вначале по белому изображению, пример которого представлен на рисунке 12, определяется размер и положение каждого суперпикселя. Делается это объединением пикселей, которые ярче некоторого порога, в связные области. После чего находятся координаты центра масс такой области. Далее вычисляется радиус суперпикселя R из формулы:

$$n = \pi R^2,$$

где n – количество пикселей в суперпикселе.

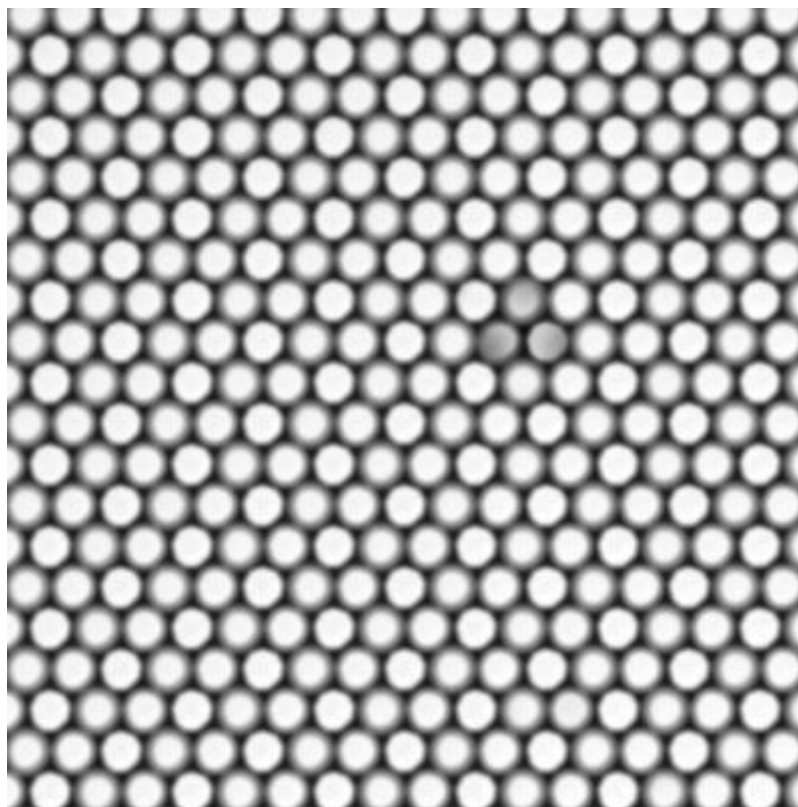


Рисунок 12 — Фрагмент белого изображения.

Радиусы суперпикселей, соответствующие микролинзам разных типов, отличаются друг от друга. Это происходит из-за различного размытия границы. Чем дальше область, на которую рассчитана микролинза, тем больше размытие соответствующего суперпикселя.

Поскольку центры микролинз лежат в узлах двумерной гексагональной решётки, то для более точного определения центров микролинз можно вычислить вектора решётки. Для этого каждой микролинзе нужно сопоставить индекс. Микролинзу с индексом $(0, 0)$ можно выбрать произвольно. Затем, обходом в ширину, пронумеровать все остальные. Примерные вектора смещения нужно задавать снаружи, причём выбирать их под углом 120° . В этом случае переход по векторам $(1, 0)$ и $(0, 1)$ меняет тип линзы на один и тот же. Тогда тип линзы с индексом (a, b) :

$$T_{(a,b)} = (T_{(0,0)} + a + b) \bmod 3,$$

где \bmod – остаток от деления. В этой формуле типы микролинз нумеруются с нуля.

Поиск векторов решётки производится методом наименьших квадратов, принимая вектора решётки и общее смещение как неизвестные величины. Это сводится к двум матричным уравнениям:

$$\sum_i \begin{pmatrix} 1 & a_i & b_i \\ a_i & a_i^2 & a_i b_i \\ b_i & a_i b_i & b_i^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_x \\ v_{1x} \\ v_{2x} \end{pmatrix} = \sum_i \begin{pmatrix} x_i \\ a_i x_i \\ b_i x_i \end{pmatrix}$$

$$\sum_i \begin{pmatrix} 1 & a_i & b_i \\ a_i & a_i^2 & a_i b_i \\ b_i & a_i b_i & b_i^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_y \\ v_{1y} \\ v_{2y} \end{pmatrix} = \sum_i \begin{pmatrix} y_i \\ a_i y_i \\ b_i y_i \end{pmatrix}$$

Здесь (a_i, b_i) – индексы i -ой микролинзы, (x_i, y_i) – её координата, (p_x, p_y) – координата нулевой микролинзы, (v_{1x}, v_{1y}) и (v_{2x}, v_{2y}) – вектора решётки.

Значения векторов решётки и координаты начала решётки позволяют хранить информацию о центрах микролинз в компактном виде и восстанавливать координаты центра при необходимости. Так же это уменьшает погрешность определения координаты центра отдельной микролинзы, связанную с дискретностью светочувствительной матрицы.

2.1.3 Предварительная обработка изображений

Предварительная обработка позволяет уменьшить эффект виньетирования – неравномерность освещения частей микролинзы, связанную с изменением угла проецирования лучей в зависимости удалённости от центра микролинзы. Также это частично компенсирует дефекты оптики и другие причины постоянного во времени неравномерного освещения.

Входные данные:

- белое изображение;

- исходное изображение.

Выходные данные:

- обработанное изображение.

Алгоритм компенсирует затемнённые участки изображения путём попиксельного деления исходного изображения на белое изображение. Значение каждого пикселя вычисляется из пропорции:

$$\frac{Raw_{(x,y)}}{White_{(x,y)}} = \frac{Proc_{(x,y)}}{Max},$$

где $Raw_{(x,y)}$ – яркость на исходном изображении, $White_{(x,y)}$ – яркость на белом изображении, $Proc_{(x,y)}$ – яркость на обработанном изображении, Max – максимальная яркость (белый цвет).

Другими словами, каждый пиксель умножается на величину, обратно пропорциональную яркости этого же пикселя на белом изображении. Пример такой обработки - по рисункам 12 и 13 был получен рисунок 14.

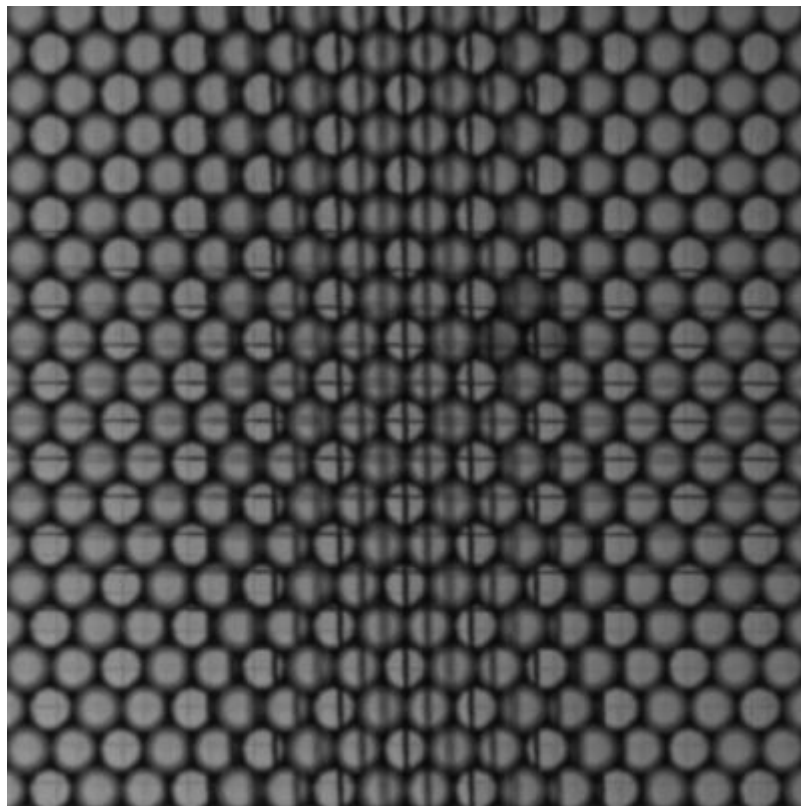


Рисунок 13 — Исходное необработанное изображение.

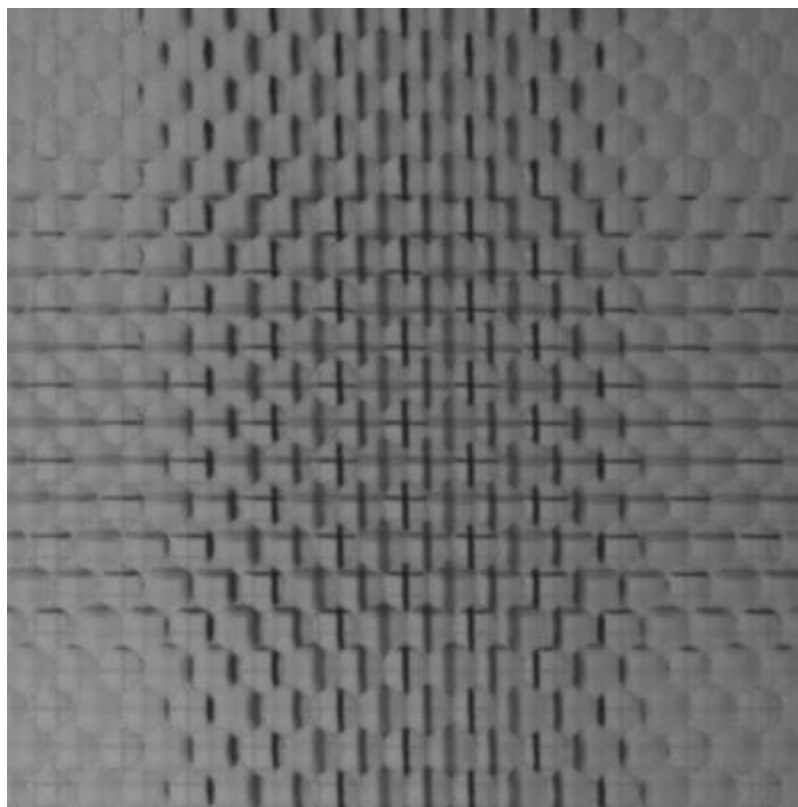


Рисунок 14 — Изображение после предварительной обработки.

2.1.4 Алгоритм программной перефокусировки

Программная перефокусировка - это процесс получения изображения с заданным фокусным расстоянием. По одному изображению светового поля можно получить серию изображений с различными фокусными расстояниями уже после регистрации снимка, как в примере на рисунках 15 и 16.

Входные данные:

- предварительно обработанное изображение;
- параметры микролинзового массива;

- виртуальная глубина, соответствующая необходимому фокусному расстоянию.

Выходные данные:

- изображение, сфокусированное на заданную плоскость.



Рисунок 15 — Пример изображения, перефокусированного на задний фон.

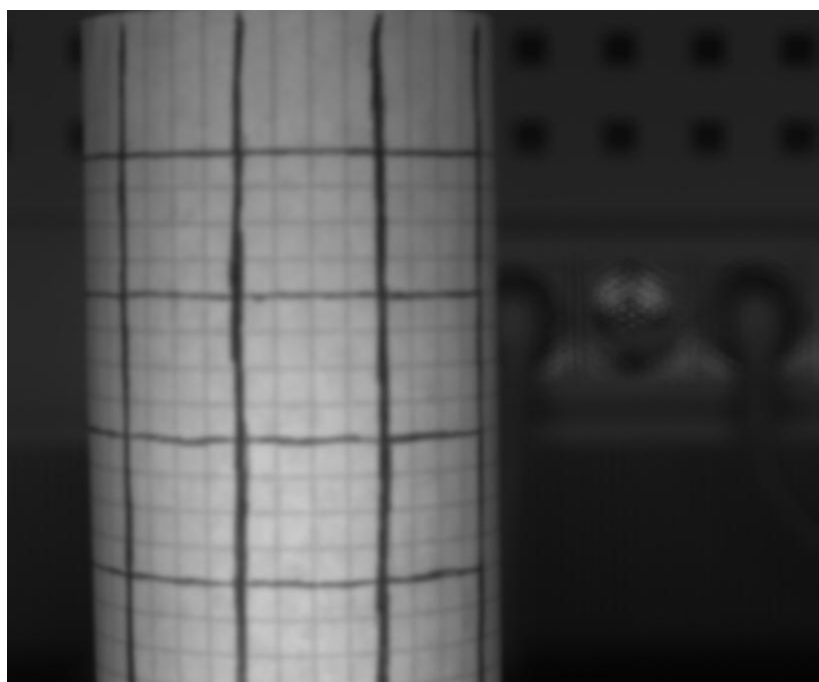


Рисунок 16 — Пример изображения, перефокусированного на передний объект.

Виртуальная глубина — это безразмерная величина, которая характеризует коэффициент увеличения изображения в микролинзе (рисунок 5). Фокальная плоскость полученного изображения определяется виртуальной глубиной. Связь реальной и виртуальной глубины можно определить экспериментально по калибровочным снимкам. Более подробно описано в разделе 3.1.3 Восстановление изображения и карты глубины.

Рассмотрим точку с координатами (x, y, v) , где v - виртуальная глубина, а (x, y) - координаты точки, яркость которой мы хотим найти. Следует использовать только части изображения в фокусе, то есть которые сформированы микролинзами соответствующими виртуальной глубине v . Для каждого типа микролинз диапазон виртуальных глубин можно определить заранее. Для точки с координатами (x, y, v) можно вычислить множество микролинз, в которых она видна. Центр этих микролинз лежит внутри окружности с центром в точке (x, y) и радиусом $R = vr$, где r - радиус одной микролинзы (обычно $1 \div 0,7$ от половины шага решётки). Индекс подходящей микролинзы (a, b) можно оценить из уравнения:

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{1x} & v_{1y} \\ v_{2x} & v_{2y} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \end{pmatrix},$$

где (x, y) - координата восстанавливаемой точки, (p_x, p_y) - координата нулевой микролинзы, (v_{1x}, v_{1y}) и (v_{2x}, v_{2y}) - вектора решётки. Перебором соседних микролинз можно найти все микролинзы, центр которых лежит внутри окружности радиуса R .

Пусть центр i -ой микролинзы имеет координаты (x_i, y_i) . Тогда образ точки (x, y, v) в i -ой микролинзе будет иметь координаты (x', y') :

$$\begin{aligned} x' &= x_i + \frac{x - x_i}{v} \\ y' &= y_i + \frac{y - y_i}{v} \end{aligned}$$

Поскольку (x', y') - вещественные числа, то интенсивность в этой точке можно получить аппроксимацией по соседним пикселям на изображении, например, билинейной аппроксимацией.

Заключительный шаг – усреднение интенсивностей с исходного изображения в точках (x', y') и сохранение этой средней интенсивности на формируемом изображении. Алгоритм работает для нецелых значений (x, y, v) , что позволяет получать изображения в уменьшенном или увеличенном разрешении. Каждая точка вычисляется независимо, что позволяет производить вычисления в многопоточном режиме.

2.1.5 Алгоритм построения карты глубины

Данный алгоритм вычисляет виртуальную глубину каждого участка изображения. В дальнейшем по виртуальной глубине можно восстановить z координату объектов при помощи метрической калибровки.

Входные данные:

- предварительно обработанное изображение;
- параметры микролинзового массива;
- диапазон виртуальных глубин, в котором осуществляется поиск истинной глубины.

Выходные данные:

- карта глубины изображения.

Изображение разбивается на небольшие области, например, 16 на 16 пикселей. Алгоритм вычисляет одно значение глубины для всех точек внутри каждой области разбиения. Дальнейшая обработка каждой области происходит независимо друг от друга.

Для каждой области выполняется алгоритм программной перефокусировки, который для каждого пикселя вместо среднего значения интенсивности вычисляет стандартное отклонение элементов по формуле:

$$S = \sqrt{\frac{N \sum_i I_i^2 - (\sum_i I_i)^2}{N(N-1)}}$$

Здесь N – количество элементов, I_i – интенсивность, полученная с i -ого суперпикселя.

Идея предлагаемого алгоритма основана на следующем принципе: если виртуальная глубина программной перефокусировки совпадает с виртуальной глубиной, на которой находится объект, то значения интенсивностей должны быть близкими друг к другу, что приводит к низким значениям стандартного отклонения. В противном случае стандартное отклонение должно быть больше.

Таким образом, поиск истинной глубины сводился к минимизации суммы стандартных отклонений внутри выбранной области из разбиения. Пример такой зависимости показан на рисунке 17. Для грубого нахождения минимума последовательно вычислялись вариации яркости для точек внутри диапазона виртуальных глубин с постоянным шагом между точками. Далее, для уточнения положения минимума, использовался тернарный поиск, в предположении вогнутости функции вблизи минимума. Поскольку вычисление значения функции занимает значительное время, то рекомендуется использовать метод золотого сечения. Он требует вычисления лишь одного значения функции на каждом шаге. Алгоритм, состоящий из этих двух шагов, позволяет находить глобальный минимум функции на первом шаге, но сохраняет логарифмическую сложность относительно точности определения минимума на втором шаге.

Размер области разбиения влияет на результат работы алгоритма, так как при увеличении области возможно попадание объектов с различной глубиной в одну область. В таком случае глубина части области будет определена некорректно. Уменьшение размера области приводит к увеличению уровня

шумов, что может привести к неверному нахождению минимума, а, следовательно, и к неверному определению глубины.

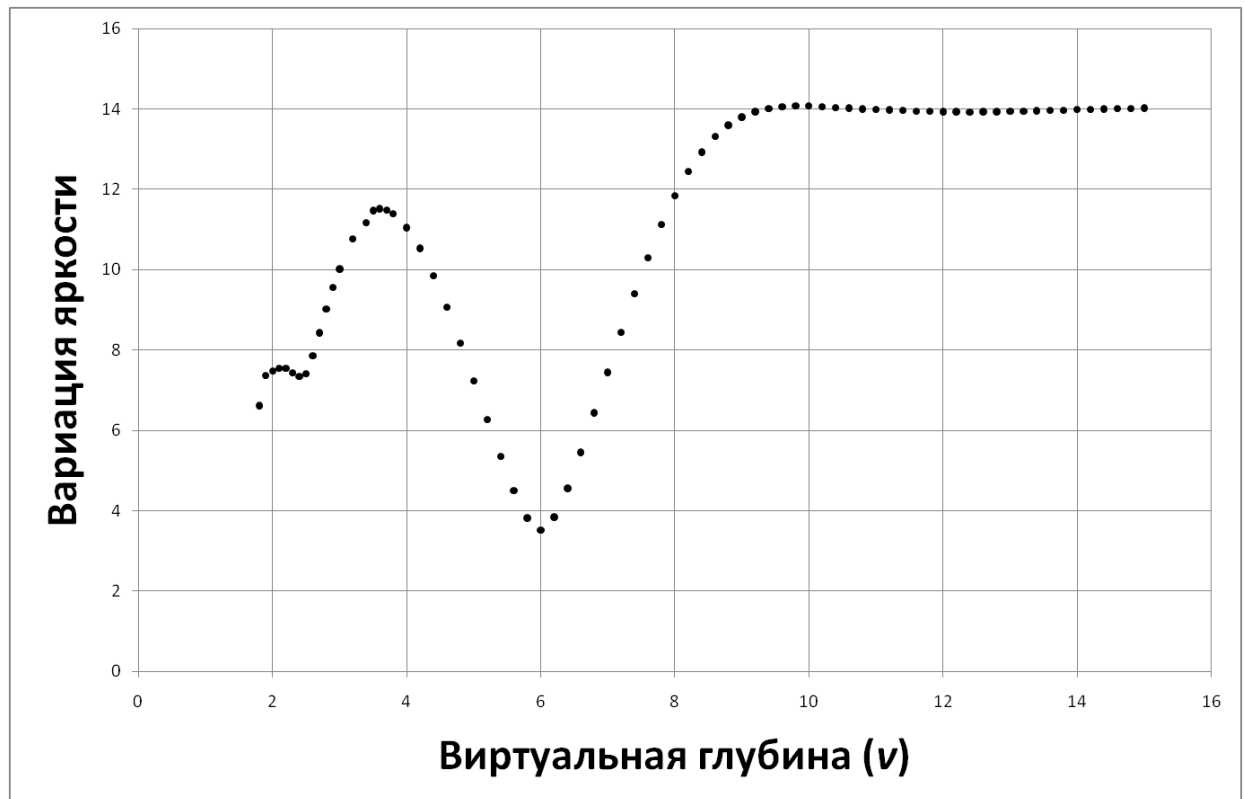


Рисунок 17 — Пример зависимости стандартного отклонения от виртуальной глубины для некоторой области. Виртуальная глубина данной области принимается равной аргументу функции, при котором достигается минимум. В данном случае $v = 6$.

В случае, когда необходимо восстанавливать только части изображения, области можно располагать не регулярной сеткой, а только в интересующих частях. Например, такая ситуация возникает при наблюдении за разреженными частицами. В этом случае можно рассматривать круглые области, покрывающие отдельную частицу.

Для работы алгоритма необходимо обнаружение одного и того же изображения в некоторых частях различных суперпикселей. Желательно, чтобы любая часть интересующей области была в двух или более суперпикселях. Это

ограничивает наименьшее значение виртуальной глубины в зависимости от структуры массива микролинз.

Величина стандартного отклонения всегда мала для монотонных областей, следовательно, предложенный алгоритм не способен корректно определить глубину монотонных участков изображения. Для зеркальных поверхностей определяется глубина отражённых объектов, а не поверхности. Эти особенности накладывает соответствующие ограничения на объекты исследования.

2.1.6 Алгоритм Total Focus

Total Focus - это построение такого изображения, на котором все объекты находятся в фокусе. Такое изображение получается путём объединения изображений с различными фокусными расстояниями.

Входные данные:

- предварительно обработанное изображение;
- параметры микролинзового массива;
- карта виртуальной глубины изображения.

Выходные данные:

- изображение в Total Focus.

Алгоритм Total Focus сначала использует алгоритмом построения карты глубины, а затем алгоритм программной перефокусировки на истинную глубину. Такая операция производится для каждого участка изображения, после чего результат сохраняется в соответствующую область выходного изображения. На рисунке 18 представлен результат работы алгоритма, полученный на том же изображении светового поля, что и рисунки 15 и 16. Как и для предыдущих

алгоритмов, независимая обработка отдельных областей позволяет обрабатывать изображение в многопоточном режиме.

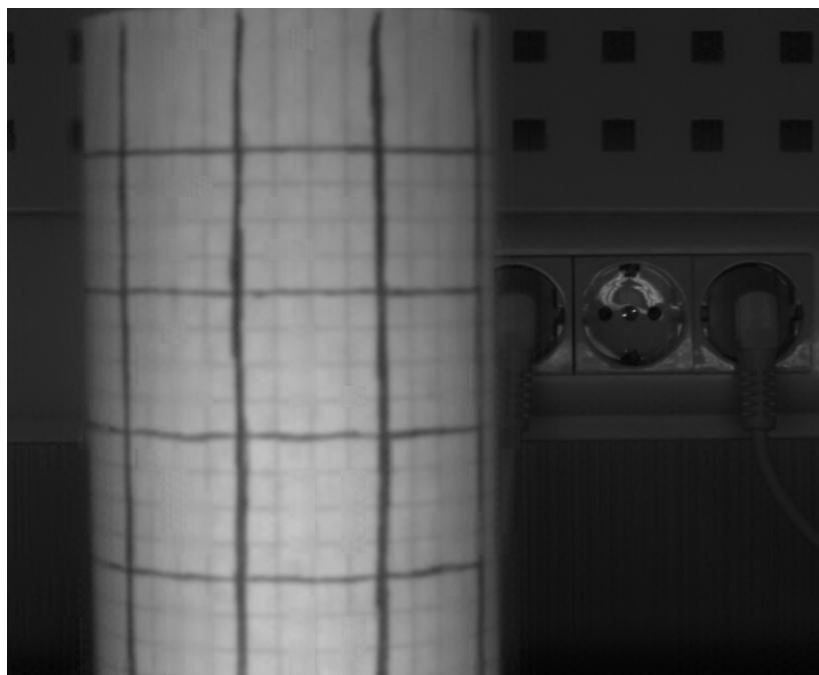


Рисунок 18 — Пример изображения в Total Focus.

2.1.7 Алгоритм нахождения трёхмерного распределения трассеров

Информации от Total Focus и карты глубины недостаточно для однозначного восстановления 3D из-за перекрывающихся объектов. Однако изображения трассерных частиц достаточно простые, а исследуемый объём в большей степени прозрачный. Это позволяет находить трёхмерные координаты частиц, используя только знания о структуре камеры светового поля и метрическую калибровку.

Входные данные:

- предварительно обработанное изображение;
- параметры микролинзового массива;
- диапазон координат и виртуальных глубин, в котором осуществляется восстановление трассеров.

Выходные данные:

- список трёхмерных координат трассеров.

Алгоритм достаточно медлительный, поскольку на первом этапе восстанавливается трёхмерное изображение исследуемого объёма. Предположим, что трассеры — это светлые пятна сферы на тёмном фоне с некоторым градиентом интенсивности на границах трассеров. Как и в алгоритме программной перефокусировки определяется интенсивность точки с (x, y, v) в образе с каждой линзы. Но в данном случае, из найденных значений интенсивностей берётся минимальная (в отличие от алгоритма программной перефокусировки, где эти значения усреднялись). Это операция повторяется для всех троек (x, y, v) в исследуемом объёме.

Причина, по которой берётся минимальное значение, следующая: если в точке (x, y, v) действительно есть трассер, то изображения этой точки во всех микролинзах должны быть светлыми, даже если в микролинзе этот трассер частично или полностью перекрывается другим трассером, эта точка всё равно светлая. Если же в точке (x, y, v) нет трассера, то с большой вероятностью найдётся хотя бы одна микролинза, образ в которой не содержит трассеров, то есть останется тёмным. Эта проверка аналогична алгоритмам устранения фантомных частиц в Tomo PTV, где вместо отдельных камер используются различные микролинзы. В результате получается трёхмерное изображение, большая часть которого тёмная, но содержащая «островки» светлых областей.

На втором этапе алгоритма происходит бинаризация по яркости с некоторым порогом, а далее вычисляется центр масс и объём каждой связной области. Порог яркости связан с интенсивностью засветки и длительностью экспозиции, поэтому он подбирается эмпирически по изображениям светового

поля. Центр масс связной области интерпретируется как координаты трассера. Объём трассеров варьируется слабо, поэтому объём связной области можно использовать для фильтрации найденных трассеров.

Предложенный метод обеспечивает субпиксельную точность в плоскости объектива (x, y) за счёт усреднения при вычислении центра масс по большому набору данных. Однако такие измерения обладают большей погрешностью (неопределенностью) в определении глубины, как и при любых измерениях с использованием малоракурсной оптической системы.

2.1.8 Анализ погрешности определения координат и глубины

Введём следующие обозначения (рисунок 19):

v – виртуальная глубина изображения в данной области;

a – шаг гексагональной решётки;

r – радиус суперпикселя;

k – отношение радиуса суперпикселя к радиусу микролинзы;

R – радиус окружности, в которой находятся центры суперпикселей с образом центра окружности;

b – шаг соответствующий решётки из микролинз одного типа в случае микролинзового массива с тремя типами микролинз.

Эти параметры удовлетворяют следующим отношениям:

$$k = \frac{2r}{a}; 0 < k \leq 1$$

$$R = vr$$

$$b = \sqrt{3}a$$

Величина k характеризует тёмный зазор между соседними пикселями, возникающий из-за сложности согласования апертуры и оптической силы главной линзы. В идеале тёмный зазор должен отсутствовать, что соответствует $k = 1$, на практике k имеет значение в диапазоне $0,9 \div 0,7$.

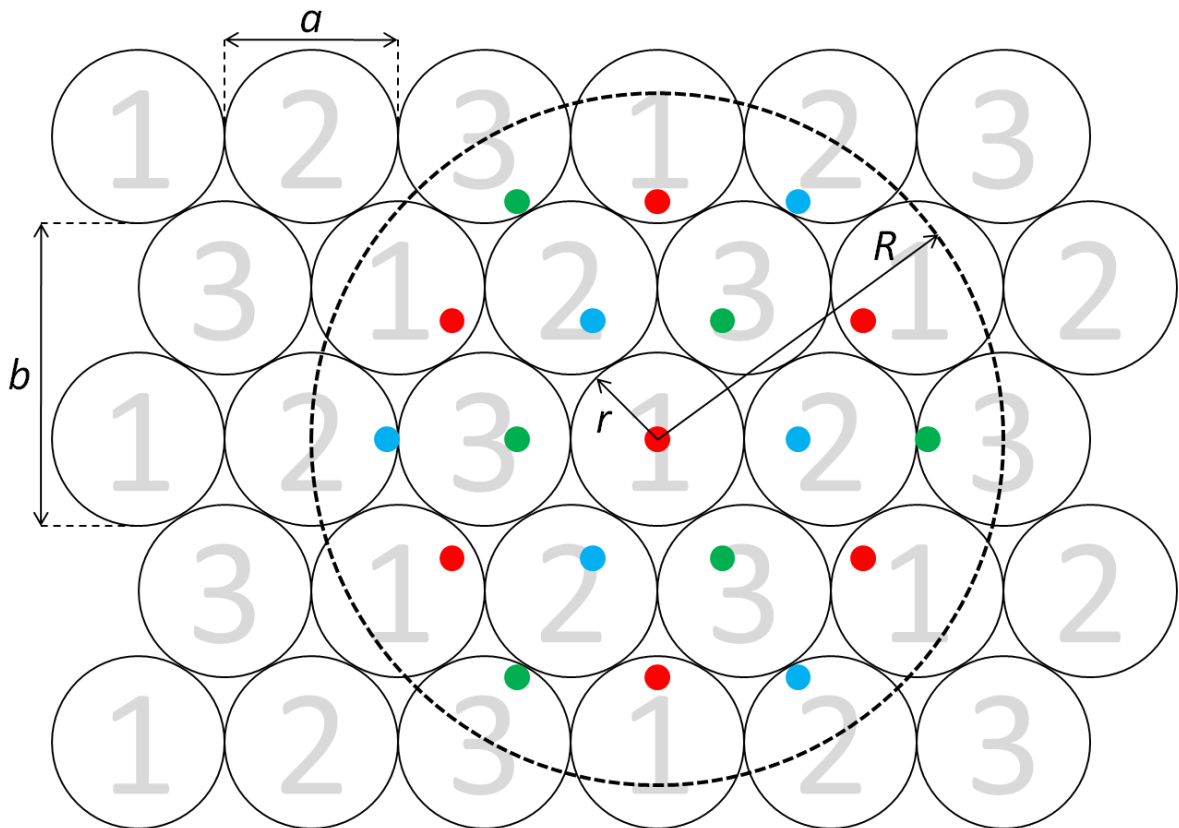


Рисунок 19 — Пример повторения изображения при $k = 1$, $\nu = 4$. Красная точка в центре – исходный объект. Цветные точки – образы этого объекта на изображении, раскрашенные в соответствии с типом микролинзы.

Как писалось ранее, количество образов отдельного пикселя равно количеству центров микролинз внутри окружности радиуса R . Для оценки среднего количества таких образов N используем отношение площади этой окружности к площади элементарной ячейки. Для решётки с тремя типами микролинз площадь элементарной ячейки вычисляется как площадь треугольника со стороной b , тогда получаем:

$$N = \frac{\pi R^2}{\frac{\sqrt{3}b^2}{2}} = \frac{2\sqrt{3}\pi(vr)^2}{9a^2} = \frac{\sqrt{3}\pi}{18} v^2 k^2 \approx 0,3v^2 k^2$$

Координаты центра микролинз изначально вычисляются как центр массы для связной области пикселей. После чего, нахождение векторов решётки методом наименьших квадратов статистически уменьшает ошибку. Погрешность координат микролинз на изображении можно оценить:

$$\frac{\Delta x}{\sqrt{\{\text{Разрешение камеры}\}}} \approx \frac{\Delta x}{3300} [px],$$

что является незначительной величиной. Δx – это погрешность при определении характерной точки (обычно контрастной границы) на изображении, обычно принимается равным половине цены деления, то есть $\Delta x = 0,5 [px]$.

Ошибка пространственной координаты возникает из-за ошибки детектирования характерной точки в суперпиксилях. Изображение в них уменьшено в v раз, соответственно, это изображение увеличивается в v раз, что приводит к такому же увеличению ошибки. Однако наличие N образов для каждой характерной точки статистически уменьшает ошибку в \sqrt{N} раз, что в среднем приводит к погрешности:

$$\Delta x_N = \frac{v\Delta x}{\sqrt{N}} = \frac{v\Delta x}{\sqrt{\frac{\sqrt{3}\pi}{18} v^2 k^2}} = \sqrt{\frac{18}{\sqrt{3}\pi}} \frac{\Delta x}{k} \approx 1,8 \frac{\Delta x}{k} [px]$$

Основной вклад в ошибку вычисления глубины также даёт ошибка определения характерной точки в суперпикселе:

$$\frac{\Delta v}{v} = \frac{\Delta x}{|x' - x_i|},$$

где $|x' - x_i|$ это расстояние от образа до центра микролинзы, что фактически является базой для триангуляции. Наибольшее значение базы достигается в случае нахождения образа на границе суперпикселя и примерно

равно r . Однако и тут наличие N образов статистически уменьшает ошибку в \sqrt{N} раз. Итого погрешность можно оценить:

$$\Delta v_N = \frac{\Delta v}{\sqrt{N}} = \frac{v \Delta x}{r \sqrt{N}} = \frac{\Delta x_N}{r} = \sqrt{\frac{18}{\sqrt{3}\pi}} \frac{\Delta x}{rk} \approx 1,8 \frac{\Delta x}{rk}$$

$$\frac{\Delta x_N}{\Delta v_N} = r$$

2.2 Реализация системы сортировки ТКО

Сортировочная установка выполняет обнаружение, позиционирование в пространстве и классификацию компонентов отходов на конвейерной ленте и транспортирует объекты с ленты в корзину в зависимости от их типа. Конструкция сортировочной установки предполагает, что распакованные ТКО поступают на конвейерную ленту в качестве отдельных объектов, поэтому случаи перекрытия объектов достаточно редки. Нейронная сеть определяет тип и положение отдельных объектов на конвейере. Профиль высоты объектов на конвейерной ленте измеряется с помощью сканера профиля высоты. Координаты, высота и тип объекта передаются в модуль сбора, который перемещает объекты с ленты в одну из корзин с помощью манипулятора.

Сканер профиля высоты – первая система вдоль пути конвейера. Система состоит из лазерного ножа и камеры. Лазер направлен вертикально вниз таким образом, что лазерный нож развёрнут поперек конвейерной ленты. Камера, фиксирующая форму лазерного ножа на поверхности объекта, расположена над конвейерной лентой, как показано на рисунке 20.

Перед измерением профиля высоты камеру калибруют: калибровочную мишень помещают в плоскость лазерного ножа, и программа калибровки вычисляет все параметры, необходимые для восстановления изображения и определения высоты лазерного ножа в миллиметрах. В результате профиль высоты объектов на конвейерной ленте вдоль поперечного сечения лазерного ножа можно оценить в каждом кадре. Из последовательности измеренных профилей составляется карта высот.

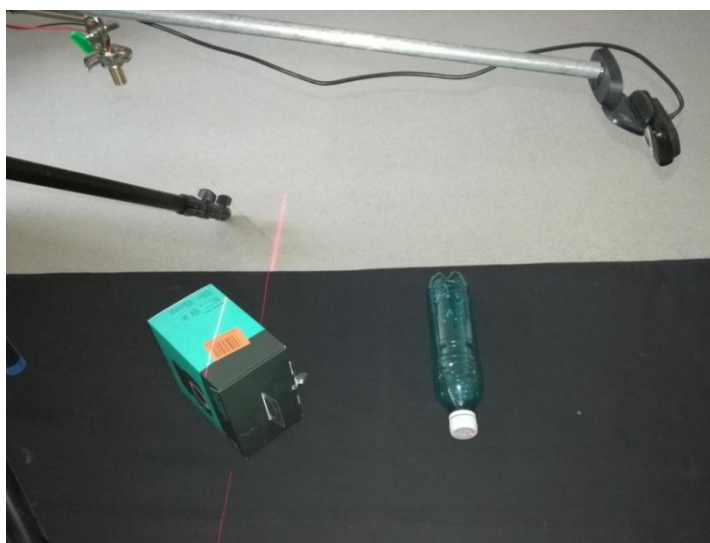


Рисунок 20 — Сканер профиля высоты. Лазер расположен в верхнем левом углу. Камера расположена в верхнем правом углу.

Модуль классификации является основным модулем системы. Аппаратная часть модуля классификации состоит лишь из камеры, которая непрерывно снимает изображения конвейерной ленты, и компьютера с системой классификации на основе нейронной сети. Классификатор получает изображения с камеры и определяет положение и тип объектов на изображениях.

Информация, полученная от сканера профиля высоты и от модуля классификации, позволяет определить ориентацию объектов в пространстве. Благодаря этой информации возможно осуществлять механическое перемещение объектов в зависимости от их типа. Такая сортировка выполняется модулем сбора, расположенным последним по конвейерной ленте. Предлагаемая

конструкция предполагает, что быстрый дельта-робот используется в качестве устройства для перемещения объектов с конвейерной ленты в сборочные корзины. Дельта-робот использует вакуумный захват в качестве насадки. По сравнению с механическим захватом вакуумный захват менее привередлив к форме объекта и, поскольку большинство ТКО достаточно легкие, его силы достаточно для захвата и транспортировки объектов. Очевидно, что и другой тип робота может быть использован для модуля сбора. Рассуждения об архитектуре роботизированных систем для сортировки отходов можно найти в [91].

Список обнаруженных объектов и данные о них (координаты, высота и тип), а также информация об оборудовании (скорость и границы конвейера, положение корзин для сбора), передаются управляющей системе, которая контролирует движение робота. Система управления следует алгоритму, цель которого максимизировать стоимость собранных в корзины предметов. Исполняемый алгоритм должен выдавать следующее действие по окончании выполнения прошлого действия (anytime algorithm). Разработанный для этого алгоритм описан в пункте 2.2.2 Алгоритм системы сбора.

2.2.1 Система классификации на основе нейронной сети

В данной работе использовалась модель из «зоопарка моделей для классификации Tensorflow» [92]. Мы выбрали модель сети Faster R-CNN ResNet101, предобученную определять местоположение и класс на базе данных COCO [93].

Основная проблема при адаптации нейронной сети типа CNN или R-CNN к новой задаче состоит в том, что для этого требуется большая обучающая выборка,

которая в идеале полностью представляла бы все возможные случаи, встречающиеся на реальных изображениях. В известных случаях обучение обычно проводилось на относительно небольшом наборе данных, что может привести к ошибке при оценке точности модели. В связи с этим была создана собственная база данных изображений ТКО для обучения.

Существуют различные стратегии для создания обучающего набора данных: обучение на изображениях отдельных объектов, обучение на размеченных изображениях с несколькими объектами и обучение на синтетических изображениях, составленных из изображений отдельных объектов. Обучение на размеченных реальных изображениях с несколькими объектами наиболее актуально для нашей задачи, но ручная маркировка большого количества изображений с несколькими объектами чрезвычайно трудоемка и подвержена ошибкам. В связи с этим было принято решение использовать другие данные для обучения. Первоначально сеть обучалась на изображениях отдельных объектов, но этот подход оказался неэффективным. Для дальнейшего обучения использовались синтетические изображения нескольких объектов, составленные из кусочков изображений одиночных объектов. Это процедура не требовала ручной разметки объекты отделялись от фона, вырезались прямоугольной рамкой и формировали новые изображения с известным положением и типом всех объектов. Состав базы данных используемой для обучения описан в пункте 3.2.1 Описание базы данных ТКО.

2.2.2 Алгоритм системы сбора

Перед составлением алгоритма введём разумные ограничения и допущения на возможные траектории захвата. В общем виде все перемещения захвата имеют вид «в момент времени t возьми объект в точке А и отпусти в точке Б». Нам не важна реальная траектория движения захвата, важен лишь факт перемещение и время, затраченное на него. Поэтому дополним предыдущее утверждение высказыванием «перемещайся из точки А в точку Б как можно быстрее». Скорость перемещения захвата быстрее скорости конвейера, а значит выполнить перемещение к объекту быстрее, чем ждать пока он подъедет ближе. Следовательно, вместо указания момента времени и точки захвата, достаточно указать на конкретный объект, например, по уникальному индексу. Всегда берём предметы с конвейера и кладём их в корзину, поэтому «точка Б» это «координаты корзины, которая соответствует типу предмета». Для каждого типа есть ровно одна корзина для сбора.

Введём термин *состояние* — это вся необходимая информация о модели в конкретный момент времени, а именно:

- Текущее время;
- Положение захвата – набор трёхмерных координат;
- Координаты, стоимость, тип и индекс (порядковый номер) каждого предмета. Поскольку скорость движения конвейера постоянная (допустим вдоль оси X), вместо координаты x можно хранить момент времени t , в который координата $x = 0$. Это позволяет хранить информацию о предметах независимо от текущего времени, что даёт возможность переиспользовать её для разных состояний.

Учитывая допущения, о которых говорилось выше, нас интересуют лишь состояния между командами перемещения, а не в процессе. Команду перемещения из конкретного состояния можно задать одним числом – индексом предмета, который нужно переместить в корзину следующим. Переход из одного состояния в другое называется *ходом*.

Для любого состояния можно вычислить минимальное время на сбор конкретного предмета (время на выполнение хода) или определить, что это

невозможно (поскольку захвату не догнать предмет, до того, как тот покидает зону досягаемости захвата). Значит, для любого состояния можно найти список возможных ходов и смоделировать новые состояния, в которое он приведёт. *Решение* – это последовательность ходов, которая приводит к состоянию с наибольшей собранной стоимостью. Алгоритм заключается в выборе последовательности ходов в зависимости от текущего состояния.

Оценим сложность решения при поиске решения перебором. Если из текущего состояния доступно N предметов, то возможные решения это количество перестановок, то есть $N!$, и даже больше, если учитывать возможность пропуска предметов. Однако в данной системе разумно собирать предметы в порядке их движения по конвейеру. Это сужает количество возможных решений до 2^N , как количество битовых масок, где i -ый бит означает брать или пропустить i -ый предмет.

Метод грубой силы – перебрать все 2^N возможных решений и выбрать то, которое приводит к наибольшей собранной стоимости. Этот способ гарантирует оптимальное решение, но требует моделирования большого количество состояний. Стоит отметить, что разные решения могут начинаться с одинаковой последовательности ходов, следовательно, не нуждаются в повторном моделировании. Для многократного использования результатов моделирования можно составить дерево решений, где корень — это начальное состояние, узлы — это моделируемые состояния, а рёбра — это ходы (рисунок 21). Для получения всех возможных решений требуется смоделировать $2^{N+1} - 1$ состояний.

Задача поиска оптимального хода в дереве встречается в пошаговых играх, таких как шахматы. И ключевым фактором при решении такой задачи является наличие/отсутствия функции для оценивания отдельного состояния. В случае отсутствия такой функции единственный способ оценить состояния — это продолжить моделирование до конечного состояния (состояния, из которого нет хода). Примером такого алгоритма является Monte Carlo tree search [94]. Наличие эвристической функции для оценки состояния позволяет направить поиск на

более перспективные ветки, однако эффективность алгоритма сильно зависит от выбора эвристической функции. Если целевой параметр, который мы пытаемся максимизировать или минимизировать, не возрастает или не убывает, то возможно производить поиск с отсечениями.

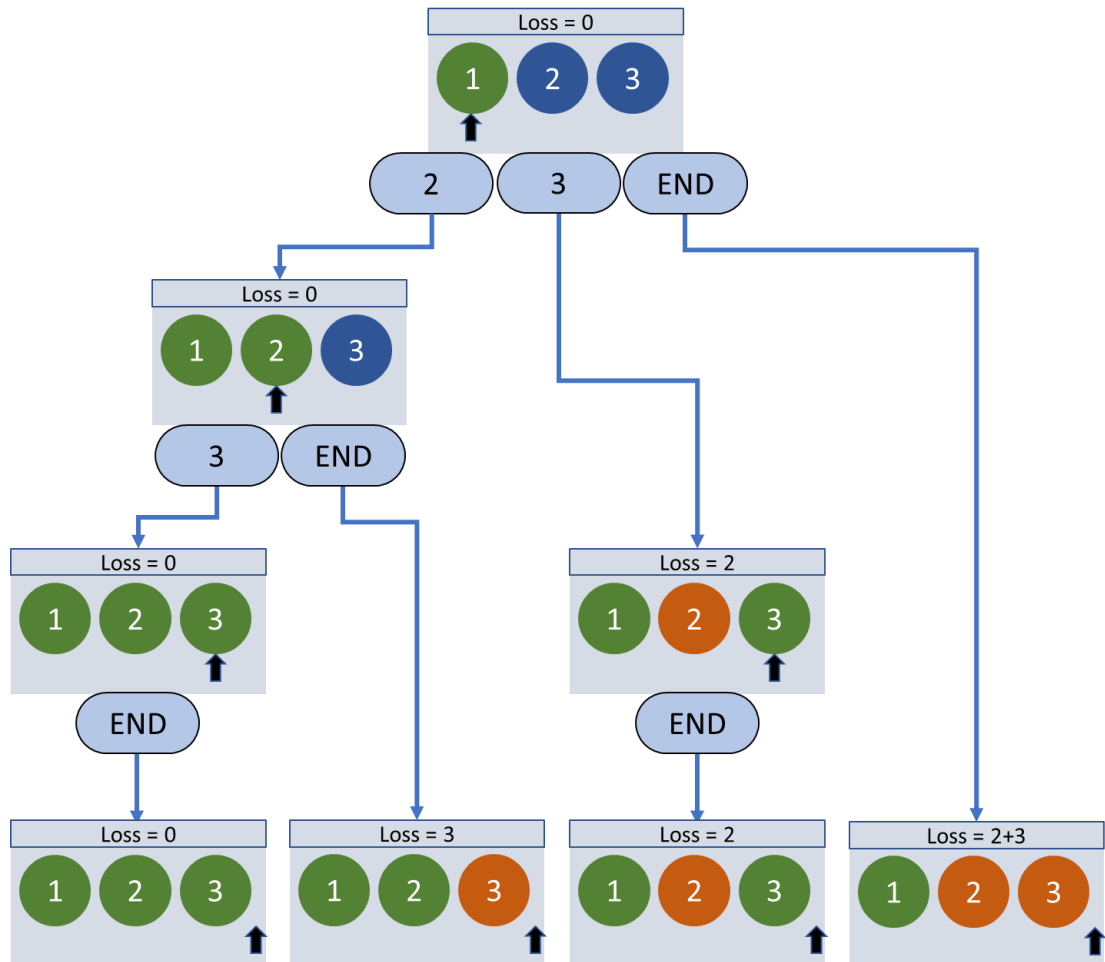


Рисунок 21 — Пример дерева состояний. В корне дерева производится захват первого из трёх предметов на конвейере. Различные состояния системы изображены прямоугольниками. Круги внутри состояний обозначают предметы, чей статус показан цветом: зелёные – собранные, оранжевые – пропущенные, синие – ещё непосещённые. Чёрная стрелка указывает на предмет, который захватывается в данный момент. Ходы изображены овалами, в которых написана следующая цель захвата. Стрелка от хода указывает на состояние, в которое приводит этот ход.

К счастью, в данной задаче такой параметр присутствует, это потерянная стоимость. Суммарная стоимость предметов, которые не были собраны в зоне захвата, не может уменьшиться. Вторым неубывающим параметром может служить время. Можно комбинировать эти параметры, например, в случае равенства упущенной стоимости выбирать решение, которое заканчивает работу раньше.

Таким образом, алгоритм поиска решения состоит из итеративного расширения дерева состояний. Итерация состоит из 4 шагов: следуем лучшему решению, пока эти вершины содержатся в дереве (Selection), затем моделируем новое состояние (Simulation) и добавляем новую вершину (Expansion), и в завершении обновляем информацию в вершинах посещённого пути (Backpropagation). Эта последовательность операций выбрана по аналогии с алгоритмом Monte Carlo tree search. Для поиска лучшего текущего решения без обхода всех листьев в дереве, в каждом узле хранится пара: потерянная стоимость и текущее время (в дальнейшем *loss*). Если из вершины есть ходы, которые ещё не были смоделированы, то значения *loss* присваивается из состояния этой вершины. Но если все ходы из данной вершины были смоделированы, то *loss* вершины присваивается минимальному *loss* среди потомков вершины. Как было отмечено ранее, при таком подходе значение *loss* никогда не будет уменьшаться. При поиске потомка с минимальным *loss* можно запоминать индекс потомка, чтобы использовать эту информацию для поиска наилучшего текущего решения на первом шаге каждой итерации. В шаге моделирования по старому состоянию и ходу создаётся новое состояние или выясняется, что данный ход не доступен, поскольку предмет покидает зону захвата до того, как захват доберётся до него. Если ход возможен, в дерево добавляется новая вершина. После чего обновляется *loss* у всех предков новой вершины.

Алгоритм завершается, когда текущее лучшее решение смоделировано до состояния, из которого нет ходов. Это означает, что на конвейере не осталось известных предметов, доступных для сбора, но при этом суммарная стоимость пропущенных предметов минимальна, а значит, суммарная стоимость собранных

предметов максимальна. Добавление новых предметов на ленту может изменить текущее решение, поэтому в случае появления новых предметов следует продолжить итерации. Когда наступает время выбора следующего хода, возможны две ситуации: алгоритм либо завершен, либо не завершён. В случае, когда алгоритм не завершён, для принятия решения обычно используется информация о структуре дерева, а именно, выбирается ход, который содержит наибольшее поддереву. Такой способ выбора хода объясняется тем, что при моделировании всегда выбирается текущее лучшее решение, а это значит, что ход с наибольшим поддеревом был наилучшим чаще, чем альтернативы. Конечно, это не гарантирует оптимальность решения, однако, такой алгоритм будет преимущественно совершать хорошие ходы. В случае, когда алгоритм завершён, можно брать первый ход их лучшего решения (что гарантирует лучшее решение, если на конвейере больше не появится новых предметов), либо следовать тому же принципу, как когда алгоритм не завершён (что гарантирует хорошие результаты независимо от того, какие предметы появятся на конвейере в будущем).

После выбора хода, вершина, в которую этот ход привёл, становится новым корнем, а остальная часть дерева отбрасывается. Из списка предметов удаляются элементы, которые предшествовали взятому предмету. Время и потерянная стоимость продолжает отсчитываться от начала работы алгоритма, что позволяет использовать выбранное поддерево без изменений.

В описанном алгоритме, ходы в несуществующие вершины имеют наименьший *loss*. Это сделано для того, чтобы исследование новых состояний находилось в приоритете перед выбором существующих. В таком случае, прежде чем начать моделирование на два хода вперёд, все возможные первые ходы моделируются.

Именно моделирование нового состояние занимает большую часть вычислительного времени, поэтому алгоритм был модифицирован: добавлены правила для отсекаемого заведомо плохих ходов. Дело в том, что в данной модели, ход к i -ому предмету заведомо приведёт к увеличению *loss* на стоимость всех предметов между последним собранным и i -ым. Поэтому ещё до моделирования

нового состояния можно оценить новый *loss* снизу, тем самым проверить, требуется ли создание новой вершины. И только в случае, когда оценка для *loss* меньше чем у существующих вершин, происходит моделирование и создание новой вершины. На практике такая оптимизация оказывается очень полезной, потому что решения, в которых алгоритм пропускает большое количество предметов подряд (то есть захват ждёт далёкого предмета), уступают решениям, в которых захват не простаивает в течение длительного времени.

Другая особенность алгоритма связана с тем, что информация о предметах известна только на несколько секунд вперёд, а именно, когда предметы уже детектированы на конвейере. Как было сказано ранее, описанный алгоритм минимизирует *loss*, который состоит из двух частей: суммарная стоимость не собранных предметов и момент времени окончания последнего перемещения. Сравнение различных *loss* происходит в первую очередь по суммарной пропущенной стоимости и лишь в случае их равенства, сравниваются моменты времени. Для того чтобы проиллюстрировать несовершенство такого сравнения представим следующую ситуацию: в какой-то момент есть два достаточно хороших решения и алгоритм успеет найти оба - в первом мы соберём на 1 руб. больше (по суммарной стоимости), а во втором - захват освободится на секунду раньше. В случае если новые предметы не появятся в течение некоторого времени, стоит следовать первому решению. А если предметы появятся, то за эту дополнительную секунду можно схватить, скажем, на 10 руб. больше, тогда стоит следовать второму решению. Из этого примера видно, что нельзя говорить об оптимальном решении, не зная информации о вероятностях появления новых предметов.

Значит, правильнее было бы сравнивать *loss* с учётом сразу двух компонент, где пропущенная стоимость и время окончания имеют некоторые веса. И хотя нельзя предсказать, сколько стоимости принесёт каждая «сэкономленная» секунда, можно опереться на прошлую статистику. Можно запоминать собранную стоимость v на протяжении последних t секунд, в предположении, что появление предметов на конвейере почти не менялось на протяжении этого времени.

Полученный параметр v/t можно использовать как вес для времени при сравнении $loss$. Вернёмся к примеру с двумя решениями. При таком сравнении, если $v/t < 1$ руб./с, то алгоритм выберет первое решение, а иначе второе решение.

2.3 Реализация системы для измерения геометрии сопла авиационного двигателя

Система трёхмерной диагностики основана на принципе бинокулярного зрения. Пара камер используется в качестве 3D сканера. Для повышения точности и увеличения области реконструкции применяются несколько 3D сканеров. Алгоритм принимает на вход изображения калибровочной мишени в нескольких положениях и набор изображений исследуемого объекта с каждой камеры. Далее процесс обработки описан для системы из 4 камер (две пары) и турбовентиляторного двигателя в качестве объекта исследования (описание оборудования в разделе 3.3.1 Описание экспериментальной установки), хотя описанные принципы могут применяться для системы из N пар камер и широкого класса исследуемых объектов. Метод позволяет измерять расстояние между любыми характерными точками, в данном случае искомыми геометрическими величинами являлись критическое и выходное сечения сопла. Полная схема обработки изображений представлена на рисунке 22.

Первая часть — это калибровка камер, которая состоит из распознавания маркеров на калибровочных изображениях, сопоставления координат с известными характеристиками калибровочной мишени и вычисления математической модели проекции трёхмерного пространства на матрицу камеры. В качестве модели была выбрана камера-обскура с учетом радиальной дисторсии

[90]. Точность модели оценивалась величиной среднеквадратичного отклонения между центрами маркеров, предсказанных моделью, и центрами маркеров, найденных на калибровочных изображениях. Серий изображений калибровочной мишени в нескольких (обычно пяти) положениях, охватывающие пространство между критическим и выходным сечением сопла, было достаточно для калибровки всей измерительной системы. Типичные значения этой величины были менее 0,3 пикселей для каждой камеры.

Вторая часть - из исходных изображений и модели проекции генерируются выровненные изображения стереопары. Пара таких изображений имеет одинаковую y -координату, что позволяет производить триангуляцию для построения карты глубины.

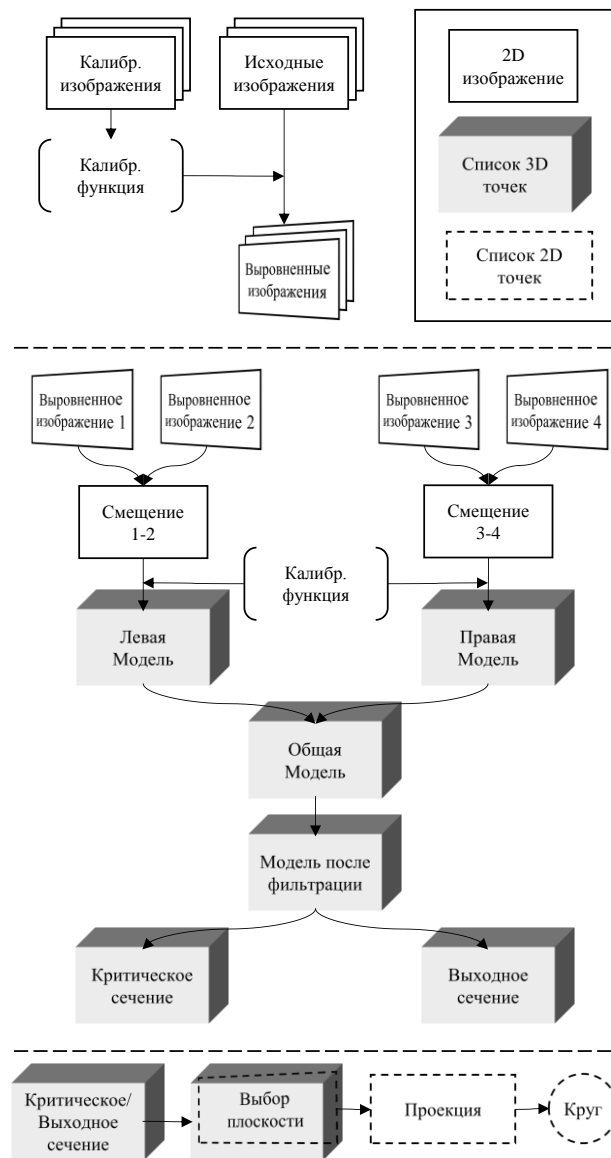


Рисунок 22 — Алгоритм обработки данных. Построение выровненных стереоизображений и описание типов элементов диаграммы (сверху) Диаграмма расчета 3D моделей критического и выходного сечений (центр). Оценка геометрических параметров сечений (снизу).

Один из стандартных способов реконструкции 3D модели объекта по стереопаре — это нахождение и сопоставление одних и тех же элементов объекта на изображениях стереопары для вычисления их диспаратности (сдвигового несоответствия). По диспаратности однозначно вычисляется карта глубины объекта [95]. В работе использовались два алгоритма стереорекострукции: быстрый алгоритм с локальным поиском Block Matching (BM) и более медленный алгоритм Semi-Global Matching (SGM) [96], обладающий при этом большей

надежностью. SGM осуществляет поиск пар в большем диапазоне с учётом глубины, полученной в соседних областях, в то время как ВМ ищет пары независимо для каждой ячейки и в меньшем диапазоне. Максимальная и минимальная глубина для восстановления устанавливались в соответствии с реальным расстоянием между камерами и соплом, что уменьшило время на обработку и понизило уровень шума на итоговой карте глубины.

По карте глубины и калибровочным данным составлялись трёхмерные модели сопла с левой и правой стереопары. Трёхмерные модели хранились в виде списка координат точек. Далее они объединялись, и в полученной модели фильтровался шум. Пример полученных данных показан на рисунке 23, в центре. Для этого использовался фильтр, в котором i -ая точка отбрасывалась, если она не соответствовала критериям:

$$\sum_{j \neq i} \frac{1}{\|\vec{r}_i - \vec{r}_j\| + \varepsilon} > U_{min} ; \quad (1)$$

$$\exists j: r_{min} < \|\vec{r}_i - \vec{r}_j\| < r_{max} , \quad (2)$$

где r_{min} , r_{max} , U_{min} , ε - эмпирические параметры, \vec{r}_i координаты i -ой точки. Условие (1) фильтрует одиночные точки из областей с низкой плотностью точек. Условие (2) отбрасывает изолированные от протяженных структур скопления точек.

Из отфильтрованной трёхмерной модели выделялась область с выходной частью сопла и область с критическим сечением сопла. Определение искомой площади внутри выделенной области пространства проходило независимо для критического и выходного сечений по одинаковому алгоритму (нижняя часть рисунка 22). Целевыми геометрическими параметрами служили площадь критического и выходного сечений сопла. Хотя сечения имели довольно сложную форму, которая на самом деле состояла из 16-ти створок и такого же количества уплотнительных промежуточных створок, прилегающих друг к другу, в данной работе для устойчивой и надежной их идентификации форма аппроксимировалась окружностью. Радиус и положение окружности находились для каждой четвёрки снимков.

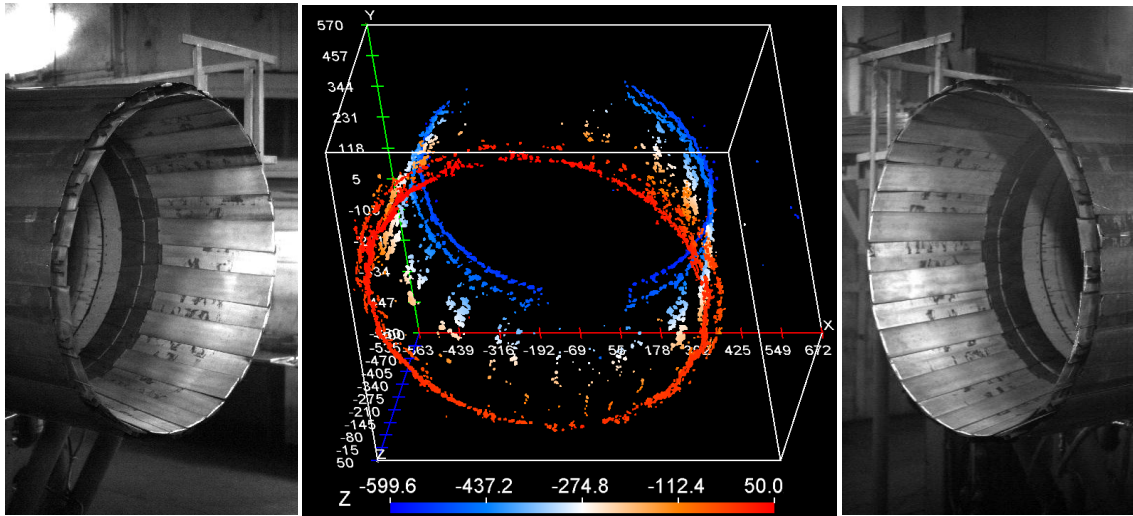


Рисунок 23 — Примеры исходных изображений выходного устройства с одной из камер левой и правой стереопары (левая и правая фотографии, соответственно). Реконструированная 3D модель видимой части выходного устройства в режиме малого газа с использованием алгоритма SGM (центр).

Распознавание окружности в трёхмерном пространстве было разбито на два этапа. Вначале оценивалось наиболее правдоподобное положение плоскости, в которой находится окружность, а затем в этой плоскости определялись координаты центра и радиуса окружности.

Для уменьшения влияния шума и повышения стабильности работы алгоритма, геометрические параметры определялись итерационным методом RANSAC. Для нахождения плоскости использовалась оценочная функция:

$$J = \sum_i \max(a - d(\vec{r}_i, P), 0),$$

где a параметр, соответствующий половине толщины слоя, в котором выполнялся поиск плоскости, $d(\vec{r}_i, P)$ – расстояние между i -ой точкой в наборе и плоскостью P полученной по случайным точкам. На найденную наилучшую плоскость проецировались точки, расстояния до которых меньше чем a . В результате получался список двумерных точек в новых координатах плоскости.

Положение центра (x, y) и радиус r окружности так же вычислялись алгоритмам RANSAC. На каждой итерации по трём случайно выбранным точкам выбиралась окружность согласно системе уравнений:

$$r^2 = (x - x_k)^2 + (y - y_k)^2, \quad \text{при } k \in \{1,2,3\},$$

где (x_k, y_k) координаты k -ой выбранной случайной точки. Для оценки окружности использовалась эмпирическая функция от расстояния между точками плоскости и окружностью, спроектированная для нахождения максимально правдоподобной окружности. Количество итераций алгоритма RANSAC выбиралось исходя из наблюдаемых результатов: 3000 итераций для нахождения плоскости и 400 итераций для нахождения окружности. Результат работы алгоритма представлен на рисунке 24.

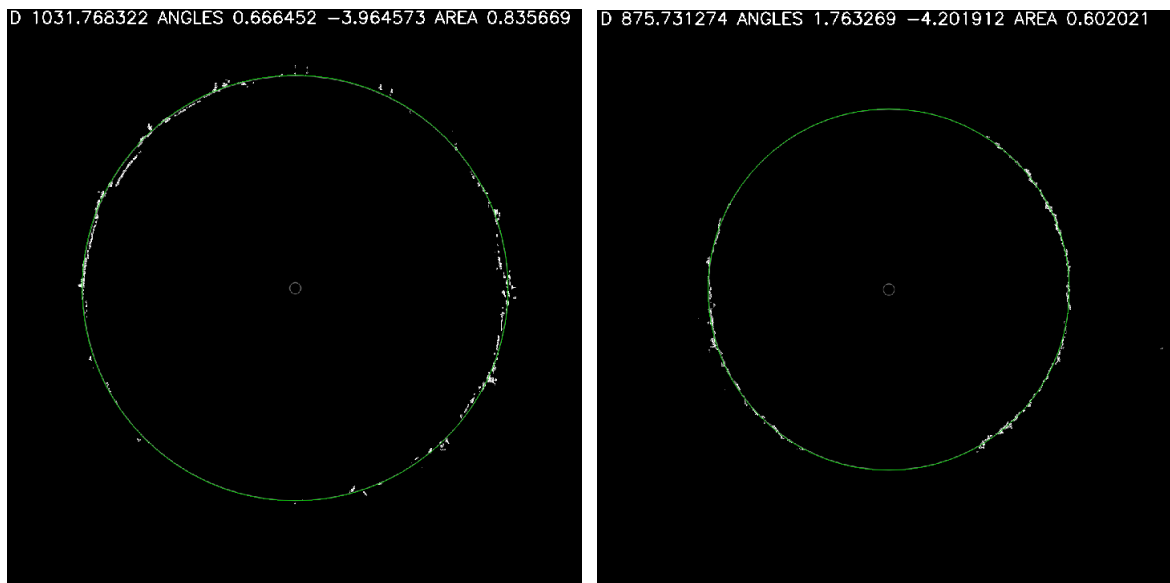


Рисунок 24 — Пример экстраполяции окружностью выходного (слева) и критического (справа) сечений ГТД. Белые точки – исходные данные, зелёная окружность – результат работы алгоритма RANSAC.

Глава 3 Описание экспериментальных установок и результаты

3.1 Измерение поля скоростей методом PIV

Представленным методом было измерено поле скоростей в щелевой струе и в следе за цилиндром. Установка, на которой происходил эксперимент, детально описана в работах [97, 98].

Фотография установки по измерению поля скоростей показана на рисунке 25. Дистиллированная вода с добавлением полиамидных трассерных частиц средним диаметром 20 мкм поступала из прямоугольного непрофилированного сопла шириной 10мм и глубиной 4 мм в щелевой канал глубиной 4 мм. Число Рейнольдса, рассчитанное по глубине канала, составляло:

$$Re = \frac{2h\rho U_0}{\mu} = 23\,700,$$

где μ – динамическая вязкость воды, а ρ - плотность воды при данной температуре, U_0 - среднерасходная скорость, h – глубина канала. В эксперименте по измерению следа за цилиндром число Рейнольдса составляло 3500. Цилиндр диаметром 10 мм был закреплен перпендикулярно боковым стенкам (рисунок 26).

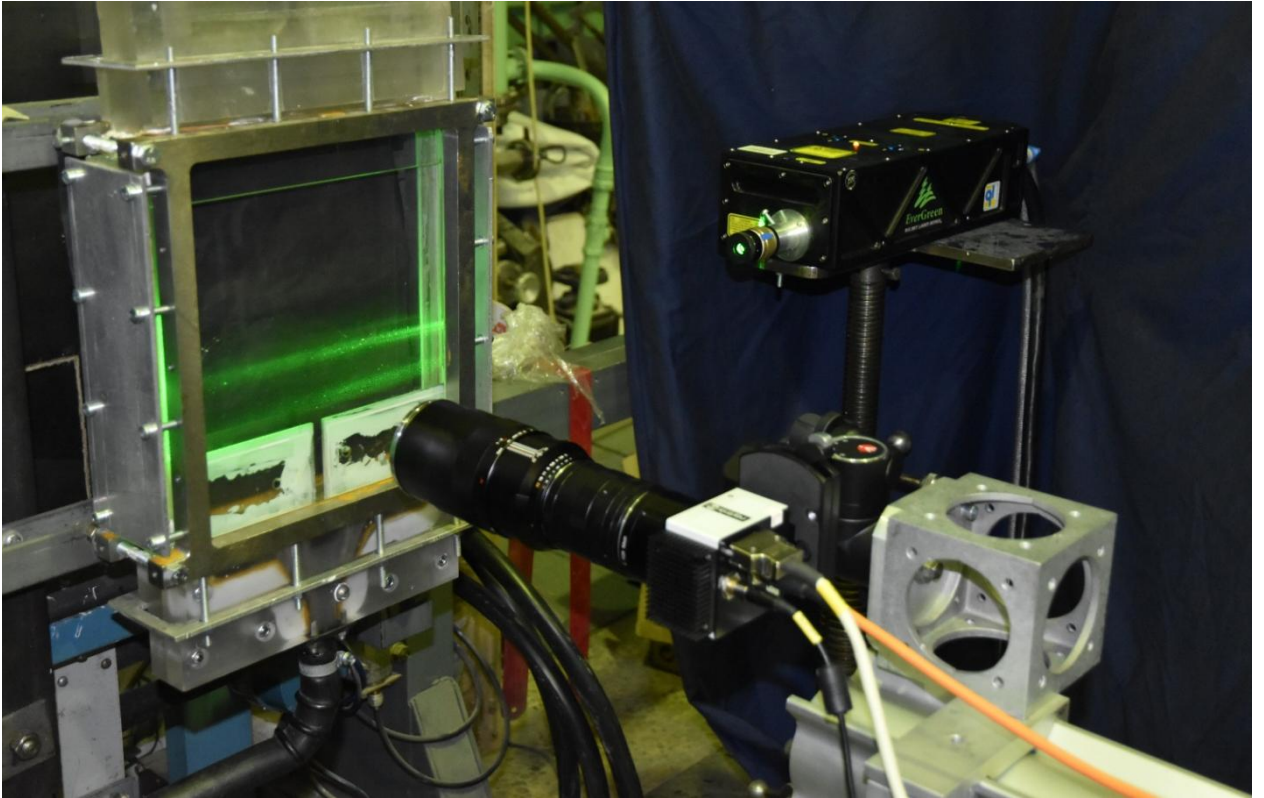


Рисунок 25 — Фотография тестового участка и оборудования для измерения поля скоростей в жидкости при распространении струи в щелевом канале при помощи камеры светового поля.

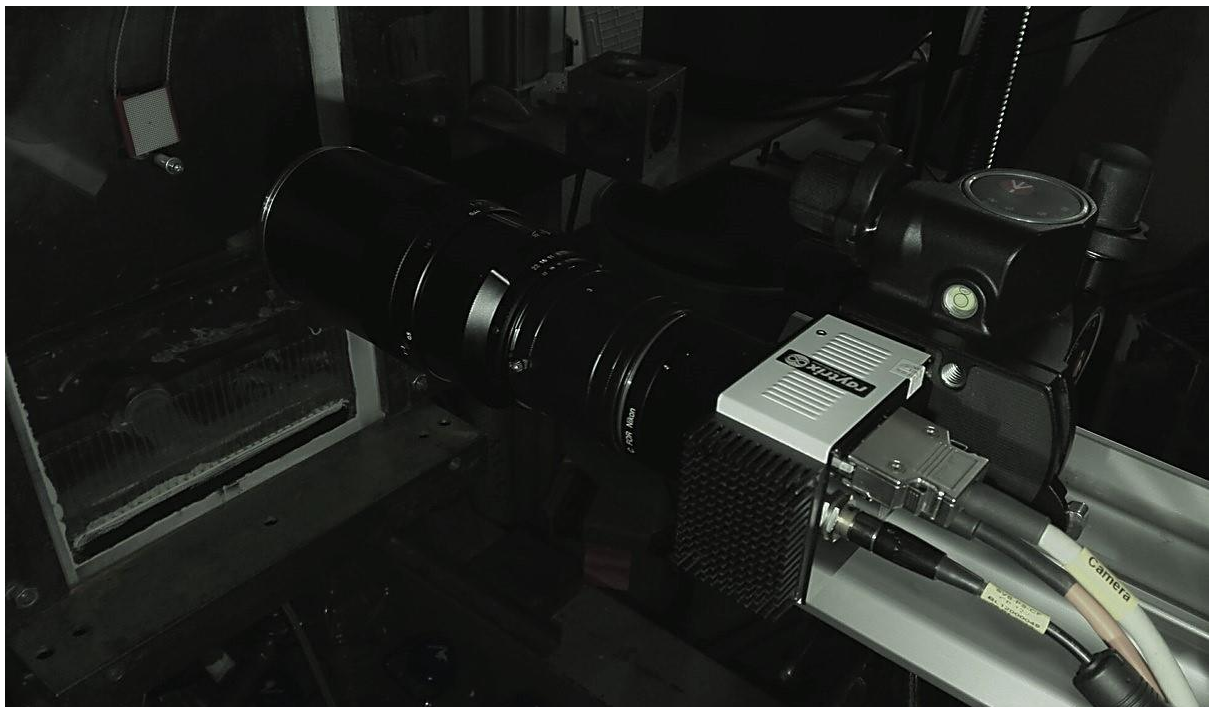


Рисунок 26 — Фотография тестового участка и оборудования для измерения поля скоростей в следе за цилиндром камерой светового поля во время калибровки системы. Калибровочная мишень расположена в области над цилиндром.

3.1.1 Характеристики используемой камеры

В работе использовалась камера фирмы Raytrix GmbH [71], R11M оборудованная ПЗС матрицей. Внешний вид представлен на рисунке 27. Эта камера обладает рядом особенностей:

- гексагональное расположение микролинз;
- использование трёх типов микролинз с дополняющими друг друга фокусными расстояниями (рисунок 28);
- возможность работы в двухкадровом кросс-корреляционном режиме.

Подробные характеристики камеры приведены в таблице 1.

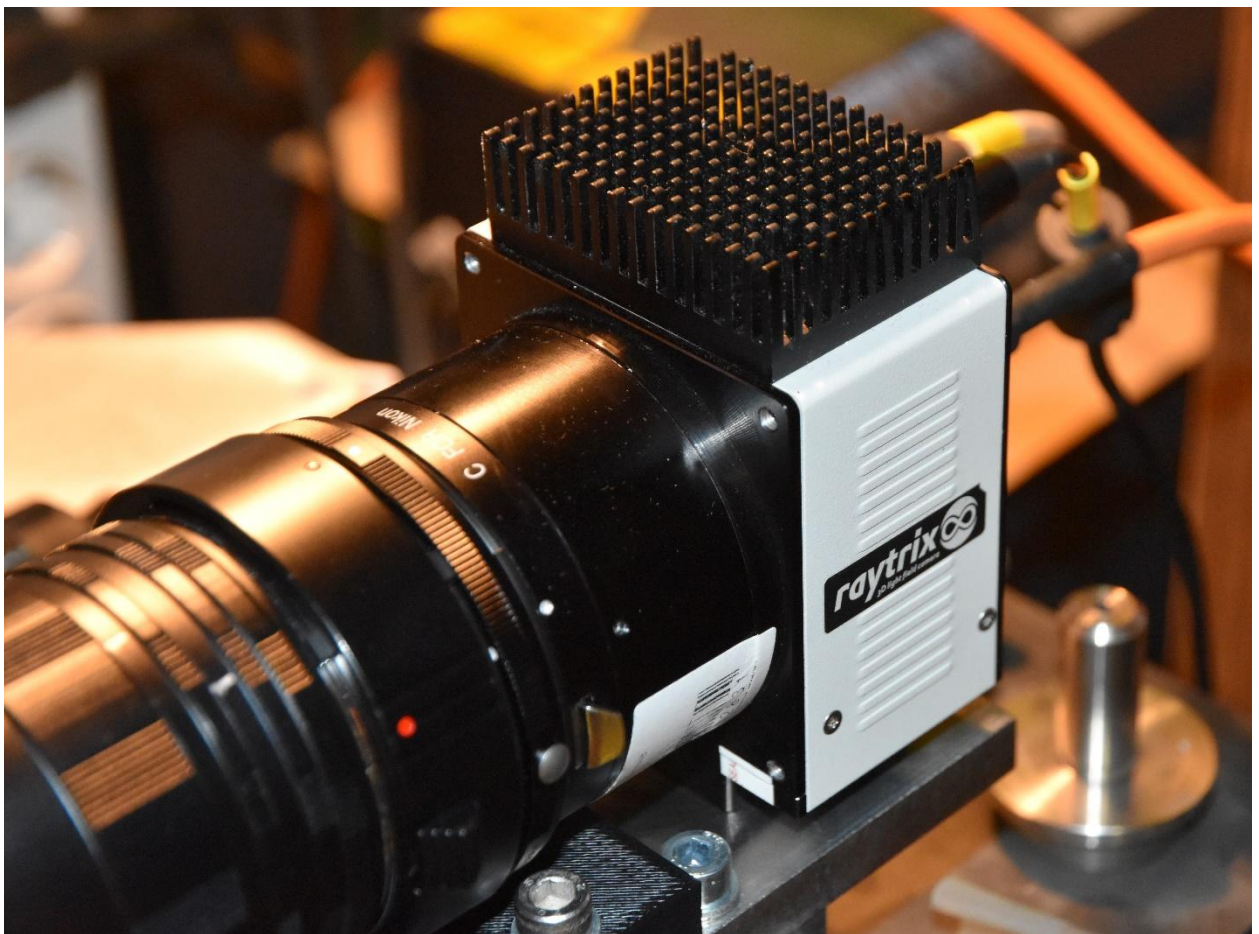


Рисунок 27 — Внешний вид камеры Raytrix, R11M с объективом Carl Zeiss Makro-Planar 2/100 ZF.2.

Таблица 1 — Характеристики камеры Raytrix, R11M.	
Производитель ПЗС камеры	SVS-VISTEK GmbH (Германия),
Производитель микролинзового массива	Raytrix GmbH (Германия)
Модель камеры	svs11002H (SVS-VISTEK) R11M-D-CL-A095-GS-B
Цветное/чёрно-белое изображение	Чёрно-белое
Размеры камеры	65 мм×65 мм×43 мм
Частота съёмки	До 10 кадров в секунду
Способ подключения	CameraLink
Модель-ПЗС матрицы	CCD KAI 11002 Interline
Реальное разрешение матрицы	4032×2688
Размер пикселя	9 мкм
Длительность экспозиции	от 202 мкс до 8 с
Разрядность	12 бит
Диаметр одной микролинзы	216 мкм (или 24 пикс)
Количество микролинз	192×168
Расстояние от ПЗС матрицы до массива микролинз	1,92 мм
В двухкадровом режиме:	
Межкадровая задержка	Не менее 30 мкс
Экспозиция второго кадра	Фиксирована, 133 мс
Возможность съёмки по внешнему триггеру, TTL	

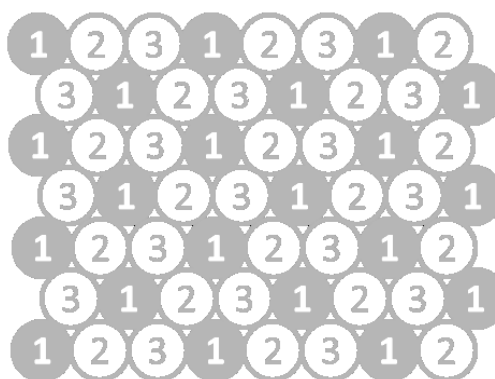


Рисунок 28 — Структура массива микролинз камеры Raytrix, R11M. Цифры соответствуют одинаковым типам микролинз.

3.1.2 Описание оборудования

Для регистрации области измерения использовалась камера светового поля Raytrix R11M. Параметры оптики подбирались таким образом, чтобы рабочая глубина резкости пленоптической системы была близка к глубине канала в 4 мм. На камере был установлен объектив Carl Zeiss Makro-Planar 2/100 ZF.2 (см рисунок 27) с фиксированным фокусным расстоянием 100 мм. При этом расстояние от камеры до области измерения составляло 192 мм. Масштабный коэффициент оптики был равен $M = 1,09$ за счет использования удлинительных колец 46 мм. Оптическая система позволяла регистрировать область потока размером 33×22 мм на выходе из сопла. Для согласования угловой апертуры микролинзового массива в $f/9,5$ диафрагма основного объектива была фиксирована в среднее положение между значениями $f/8$ и $f/11$.

Камера работала в двухкадровом PIV режиме для регистрации пары кадров. Для освещения области измерения применялся двухканальный импульсный

Nd:АИГ лазер Quantel EverGreen с энергией в импульсе 70 мДж и длительностью импульса менее 10 нс. Оптический формирователь лазерного ножа устанавливался на выходе излучателя лазера для засветки области измерения через боковую прозрачную стенку в канале как показано на рисунке 25. Толщина лазерного ножа выбиралась таким образом, чтобы осветить все пространство по глубине канала на срезе сопла.

Лазер и камера были синхронизированы посредством генератора импульсов Berkeley Nucleonics BNC 575. Временная диаграмма продемонстрирована на рисунке 29.

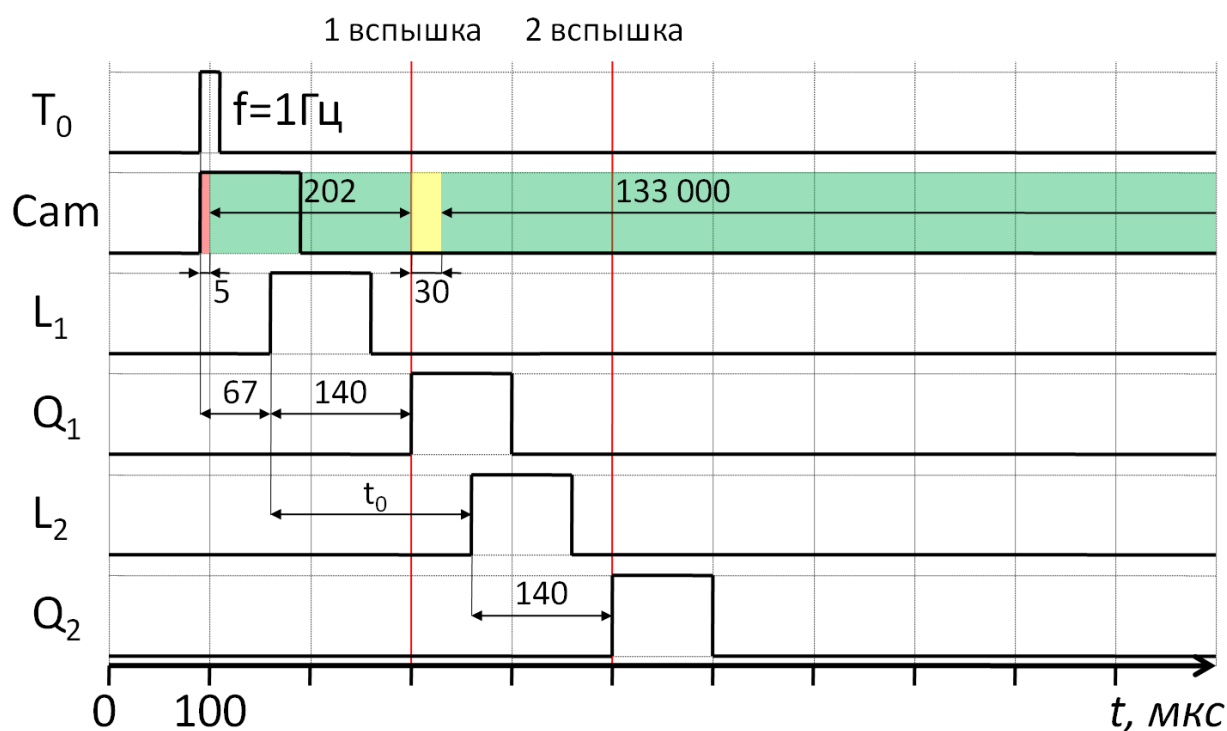


Рисунок 29 — Временная диаграмма работы генератора импульсов для синхронизации лазера и камеры. Зелёным выделены экспозиции первого и второго кадра.

Камера начинает съёмку первого кадра через 5 мкс после входящего импульса. Длительность первого кадра выставляется программой, но не может быть установлена меньше 202 мкс. Задержка между кадрами составляет 30 мкс. Длительность второго кадра фиксирована и составляет 133 мс. Импульсные

лазеры получают два сигнала: по первому (L_i) активируется лампа накачки, а по второму (Q_i) активируется модулятор, который выводит излучение наружу. Оптимальная задержка между этими двумя событиями для используемого лазера составляет 140 мкс. Частота съёмки регулировалась внутренним таймером генератора (T_0) и установлена равной 1 Гц. Межкадровая задержка определяется параметром t_0 . При регистрации изображений частиц использовалась межкадровая задержка в 100 мкс.

3.1.3 Восстановление изображения и карты глубины

Калибровка глубины для пленоптической системы проводилась по аналогии с калибровкой для 3D PTV измерений [99]. Плоская калибровочная мишень в виде сетки из круглых маркеров диаметром 0,6 мм и расстоянием между соседними точками 1,5 мм помещалась внутрь целевого канала в область измерения и фиксировалась в затопленном положении (рисунок 30). Камера, закрепленная на координатном механизме, перемещалась в воздухе с шагом 3 мм относительно установки с мишенью внутри. Это соответствует перемещению мишени в воде на 4 мм, при пересчете по закону Снеллиуса с показателем преломления на границе воздуха и воды.

Калибровочные и экспериментальные изображения были обработаны алгоритмами, описанными в методах. Для каждого изображения было восстановлено Total Focus изображение (рисунок 31) и карта глубины. Для связи значений виртуальной глубины и реальных значений глубины в миллиметрах использовались средние значения виртуальной глубины на соответствующих калибровочных изображениях. Эти значения хорошо ложатся на линейную

аппроксимацию $v(z)$, оптимальные параметры которой вычислялись методом наименьших квадратов.

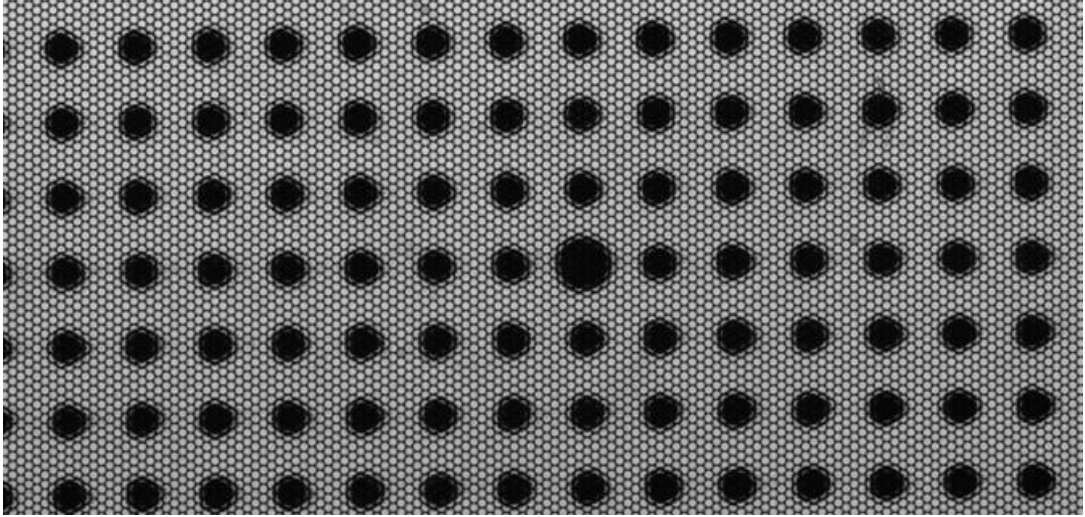


Рисунок 30 — Пример зарегистрированных необработанных изображений калибровочной мишени внутри канала.

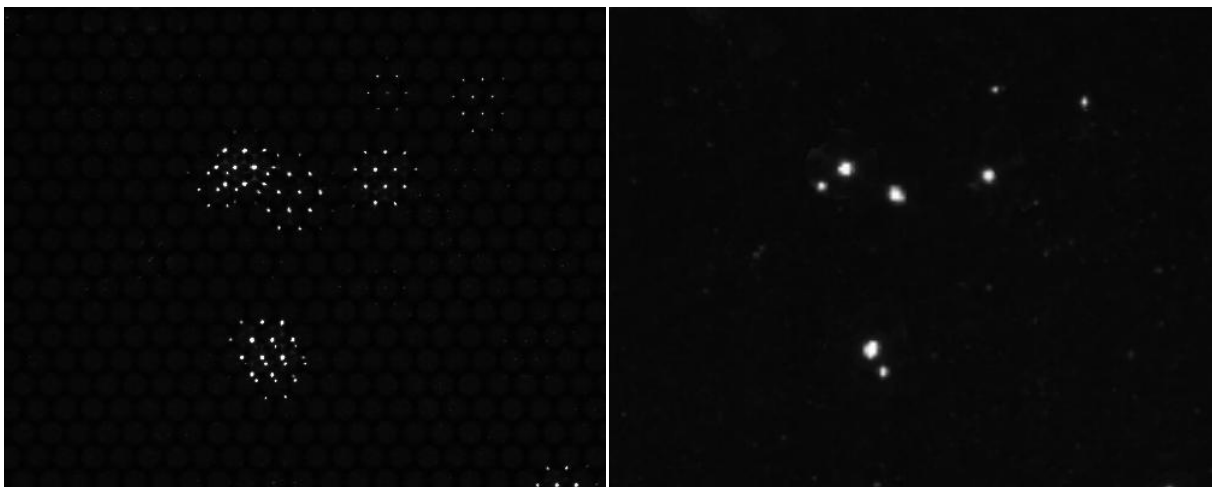


Рисунок 31 — Фрагмент изображения светового поля (слева) и восстановленное изображение алгоритмом «Total Focus» (справа).

3.1.4 Восстановление поля скоростей и результаты

Для трассировки отдельных изображений частиц на восстановленных изображениях был модифицирован PTV (Particle Tracking Velocimetry) алгоритм ПО AсualFlow [100] таким образом, чтобы после идентификации частиц и нахождения парных частиц на обоих кадрах информация о положении и скорости частиц по глубине бралась из соответствующих пар карты глубин. Благодаря относительно низкой концентрации частиц, нахождение пар выполнялось методом ближайшего соседа только по двумерным проекциям с радиусом поиска 30 пикселей. Было подсчитано поле мгновенной скорости по 600 парам изображений. Полученное двумерное мгновенное поле скорости в щелевой струе показано на рисунке 32, а при обтекании цилиндра на рисунке 33.

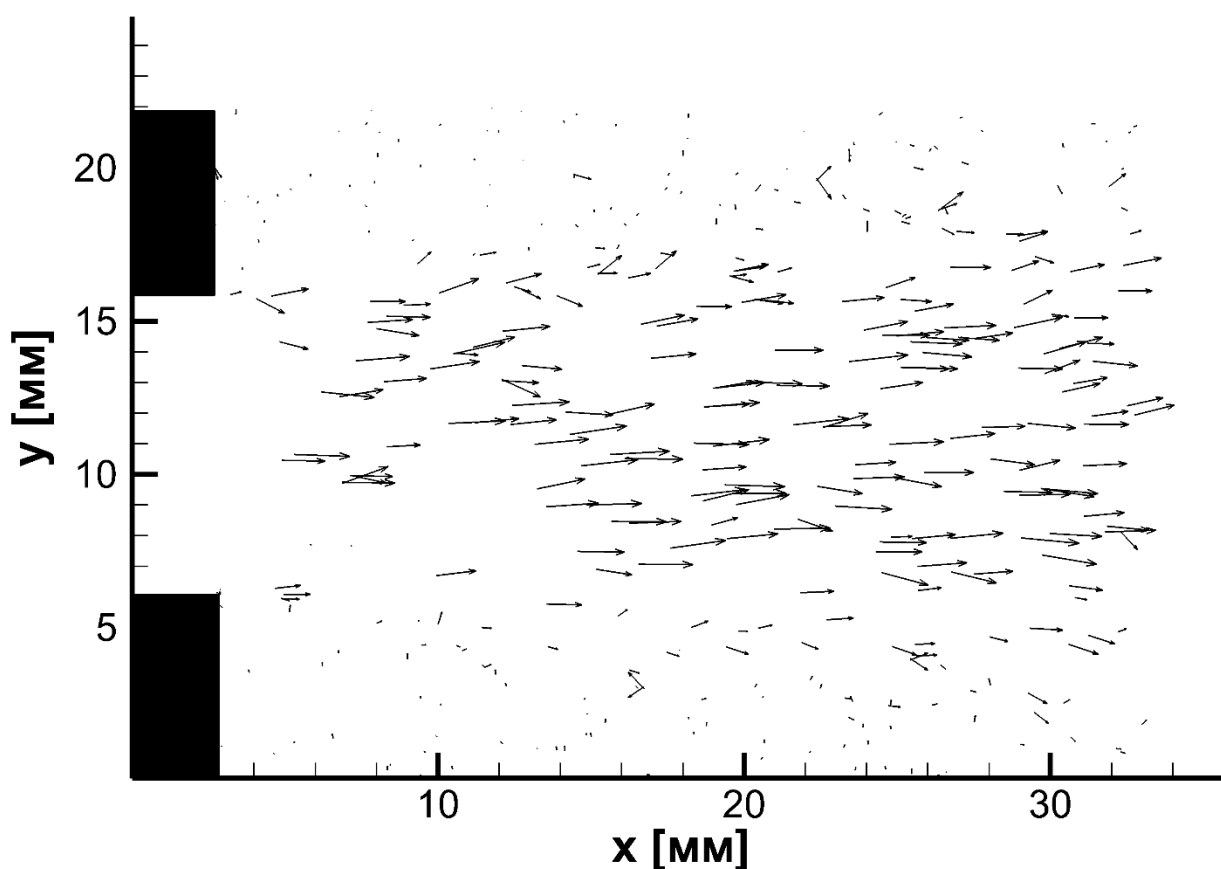


Рисунок 32 — 2D проекция полученного мгновенного поля скоростей турбулентной струи в щелевом канале. Число Рейнольдса $Re = 23\,700$.

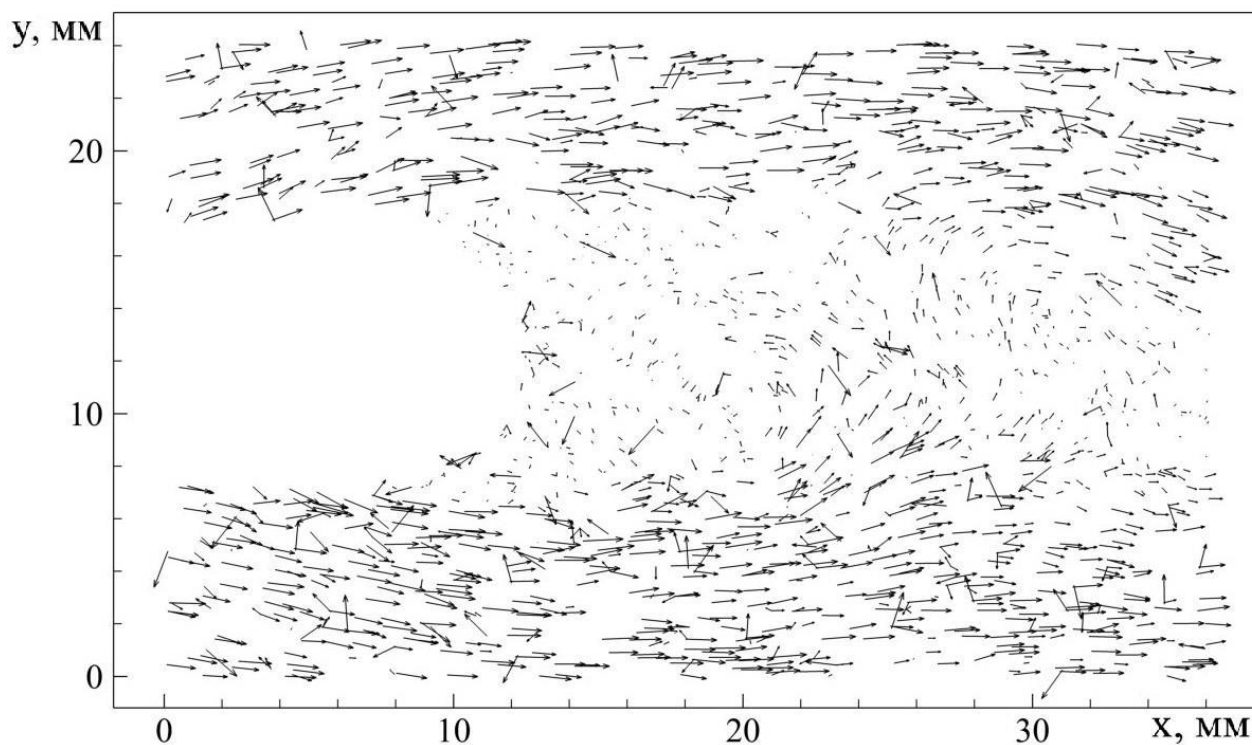


Рисунок 33 — 2D проекция полученного мгновенного поля скоростей в следе за цилиндром, Число Рейнольдса $Re = 3\,500$.

Каждое поле скоростей в среднем содержало около 500 векторов. Поэтому для вычисления среднего 3D распределения поля скоростей проведено усреднение на сетку из $33 \times 22 \times 4$ узлов с пространственным разрешением 1 мм^3 так, чтобы каждый узел усреднялся примерно по 100 значениям скоростей. Полученное трехмерное пространственное распределение среднего поля скоростей представлено на рисунке 34. Данное поле скорости демонстрирует похожие распределения продольной скорости в поперечных (YZ) сечениях на те, что были опубликованы в работах [97], при использовании томографической трассерной визуализации. На поперечных сечениях продольная скорость имеет максимум в ядре струи и постепенно уменьшается к краям канала. На показанном распределении средней скорости ближайшая точка находилась на расстоянии 0,5 мм от стенки канала глубиной 4 мм, поэтому значения скорости в этих точках отличаются от нуля. Для увеличения пространственного разрешения среднего поля скорости в дальнейшем необходимо повышать концентрацию

регистрируемых частиц в потоке или увеличивать количество регистрируемых изображений при наборе статистики.

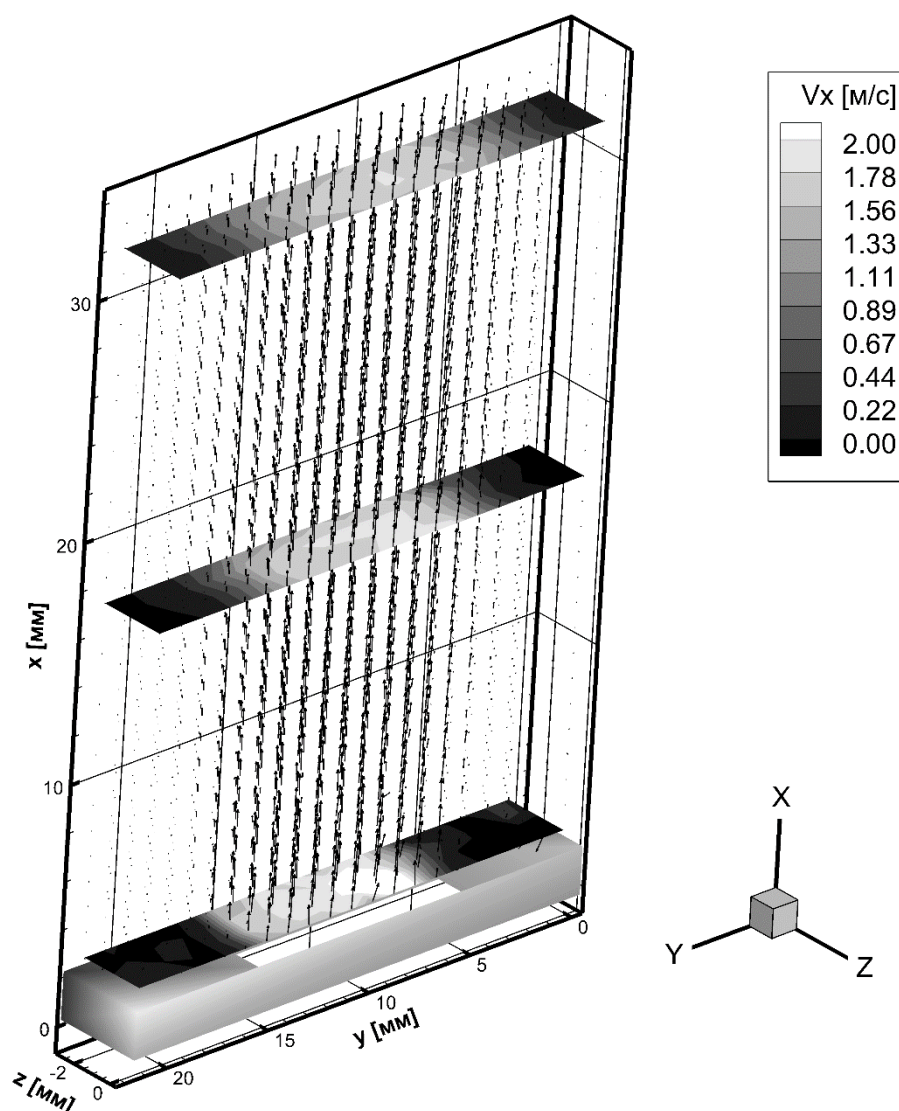


Рисунок 34 — Среднее 3D поле скоростей турбулентной струи в щелевом канале, усредненное по 600 мгновенным измерениям. Число Рейнольдса $Re = 23\,700$.

Аналогичным образом усреднялись данные для второго эксперимента. На рисунках 35, 36 и 37 показаны усреднённые поля скоростей для методов PIV с камерой светового поля (PlenoPIV) и томографического PIV с использованием четырёх камер (ТомоPIV) [101].

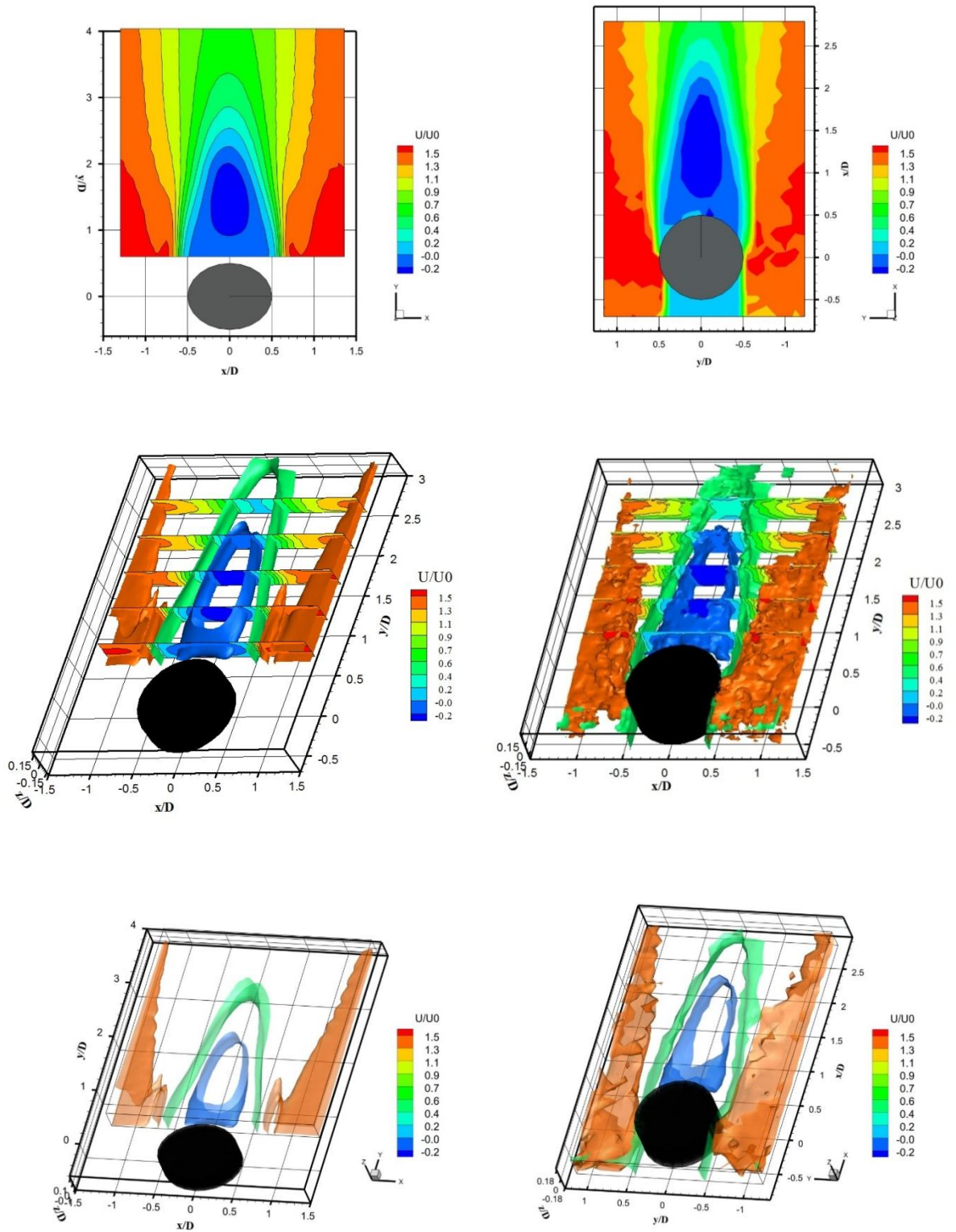


Рисунок 35 — Распределение нормированной продольной компоненты скорости в центральном сечении $z/D = 0$ и в объёме. Слева Томо PIV, справа PIV.

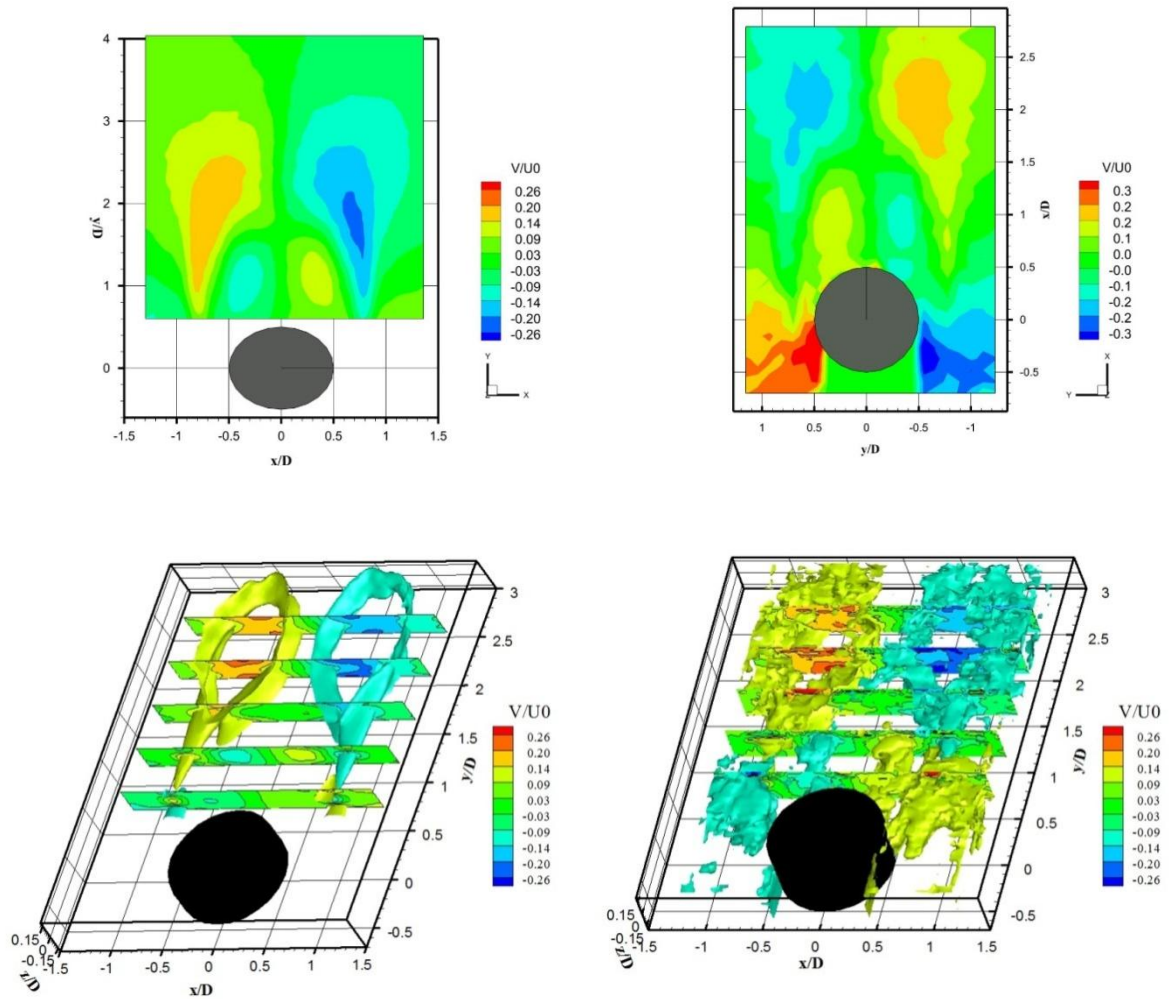
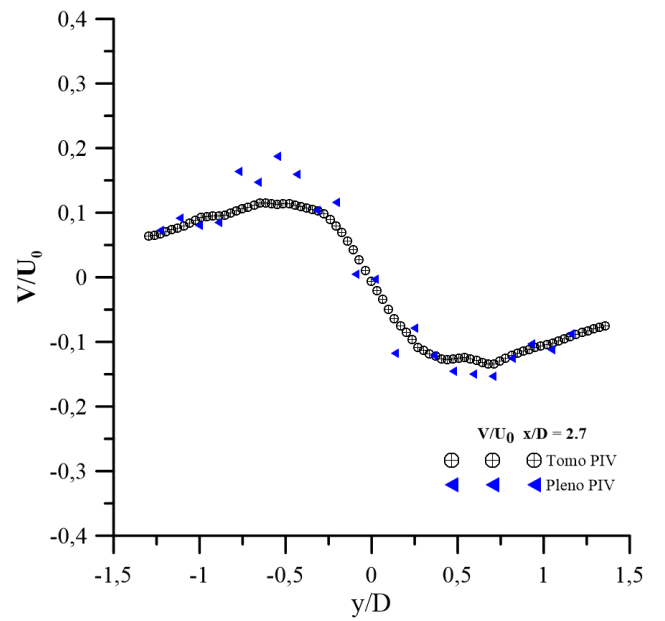
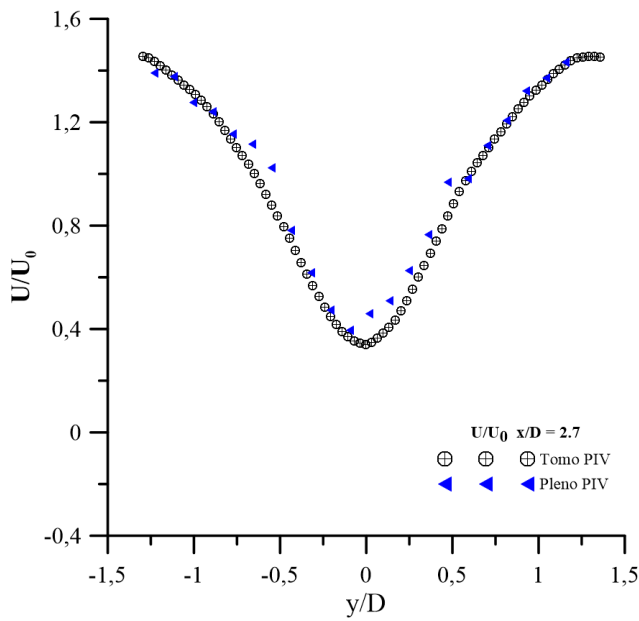
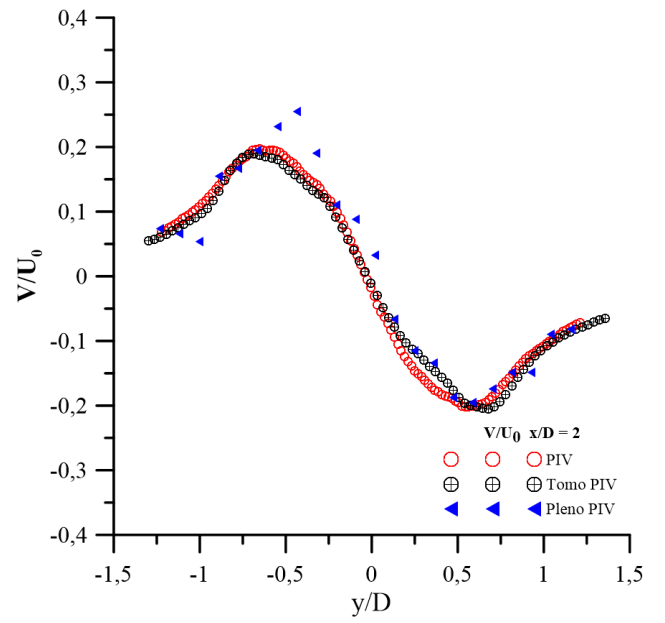
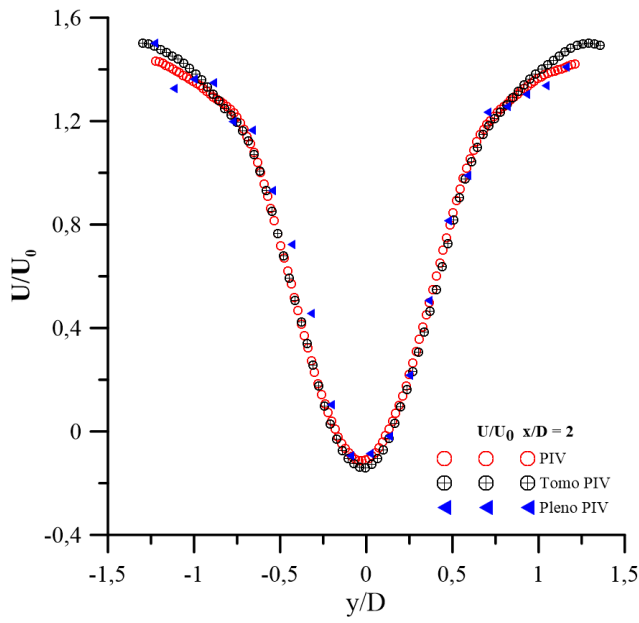
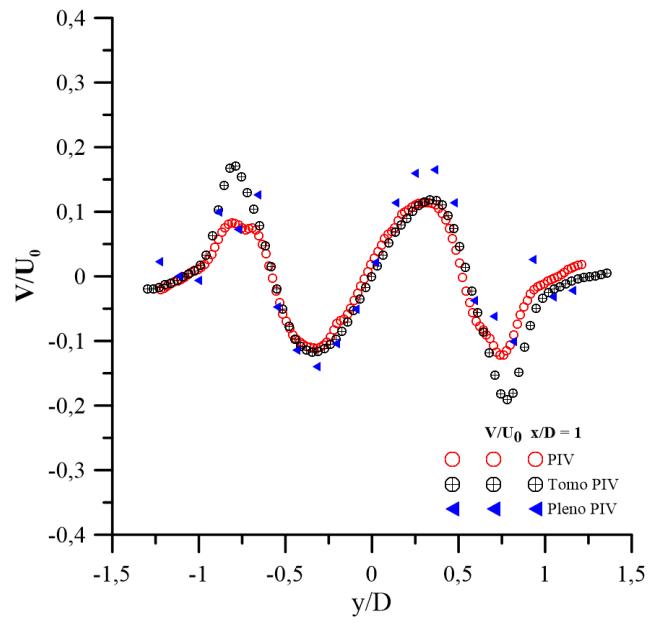
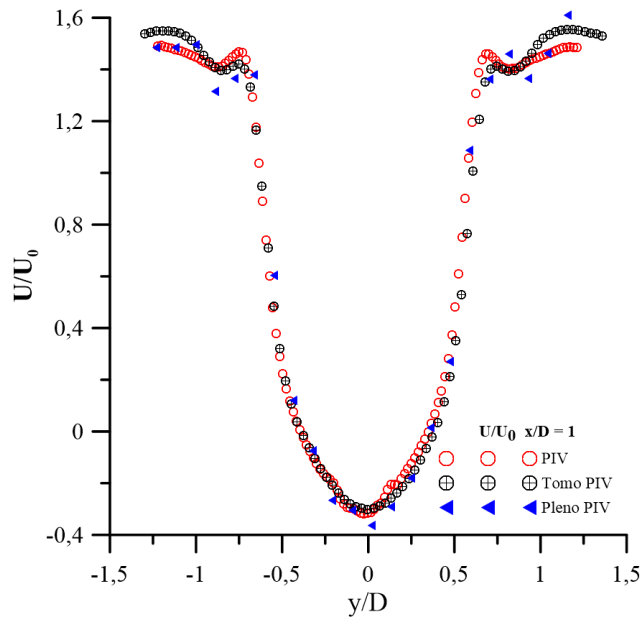


Рисунок 36 — Распределение нормированной поперечной компоненты скорости в центральном сечении $z/D = 0$ и в объёме. Слева Томо PIV, справа Плено PIV.

Рисунок 37 на следующей странице — Нормированная продольная (слева) и поперечная (справа) компоненты скорости на расстоянии $x/D = 1$ (сверху), $x/D = 2$ (в центре) и $x/D = 2,7$ (снизу) от центра цилиндра в центральном сечении ($z/D = 0$), измеренная PIV, Томо PIV и Плено PIV методами.



3.1.5 Оценка погрешностей

Погрешность измерения скорости в эксперименте оценивалась методом регистрации частиц в области измерения без потока. При этом была установлена минимальная задержка по времени в 30 мкс между импульсами лазера, которую позволяла камера, для того чтобы свободно взвешенные трассеры в жидкости не смогли далеко сместиться за время между вспышками. Таким образом, ожидаемые смещения частиц были близки к нулю. Зарегистрированные распределения смещений в миллиметрах по компонентам представлены на рисунке 38.

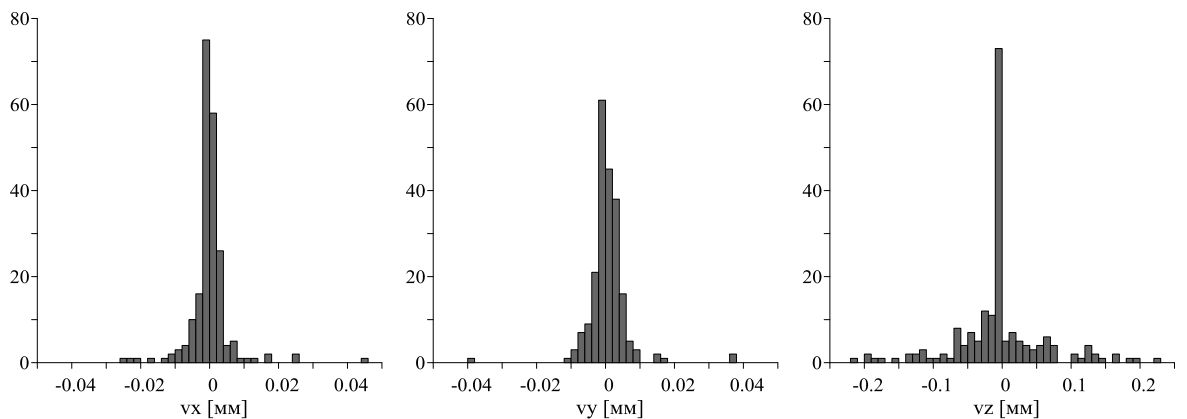


Рисунок 38 — Гистограммы распределения смещений частиц по компонентам, полученные по реальным изображениям частиц в области измерения без потока и при минимальной временной задержке между кадрами (30 мкс).

Видно, что абсолютная погрешность определения положения частицы в плоскости XY составляет около 0,01 мм (около 1 пикселя). При этом погрешность оценки положения частицы по оси z в 10 раз выше и составляет около 0,1 мм (примерно 10 пикселей), что сравнимо с максимальным зарегистрированным

смещением 0,25 мм в эксперименте при наличии потока. В работе использовалась камера с $r = \frac{ak}{2} \approx 10$ [px], что согласуется с теоретической оценкой $\frac{\Delta x_N}{\Delta v_N} = r$.

Таким образом, в текущей конфигурации эксперимента высокая погрешность определения компоненты скорости v_z , связанная с ограниченной угловой апертурой устройства, не позволяла надежно оценить скорость потока в этом направлении. Однако точность локализации положения частиц по глубине канала была приемлема для цели демонстрации применимости пленоптических систем для трехмерной диагностики потоков. В используемой конфигурации трехмерный вариант метода PTV, реализованного на одной камере светового поля, можно классифицировать как 3D 2C (измеряющий три координаты положения и две компоненты скорости в пространстве) в отличие от полноценного 3D 3C метода, например, томографического PIV.

3.2 Тестирование и применение системы сортировки ТКО

3.2.1 Описание базы данных ТКО

Для базы данных использовались отходы, извлеченные непосредственно из мусорных баков в Новосибирской области. Отходы были предварительно отсортированы для исключения ошибок при маркировке предметов. Изображения ТКО снимались на фоне неподвижной конвейерной ленты, чтобы повторить условия будущей сортировочной установке. Было снято более 14 000 изображений отдельных объектов. В базе данных находятся изображения трёх типов объектов: бутылка из полиэтилентерефталата (ПЭТ), бутылка из полиэтилена высокой плотности (ПЭВП) и алюминиевая банка. Кроме того, был

создан набор данных для «другого» типа, который содержал ТКО других типов, кроме типов, перечисленных выше. Хотя на практике невозможно охватить все примеры отходов в рамках «другого» типа, такой набор данных из наиболее распространенных видов объектов может быть очень полезен при классификации. Другим видом изображений были изображения групп объектов, для этого три или более объекта разных типов располагались рядом, на одном изображении. Более 1000 изображений таких групп были включены в базу данных. Все отдельные объекты и объекты в группах были помечены в соответствии с их материалом. Подробная информация о количестве изображений в базе данных приведена в таблице 2, а примеры приведены на рисунке 39.

HDPE	Алюминий	PET	«Другие»	Всего
4978	3411	4830	1007	14 535

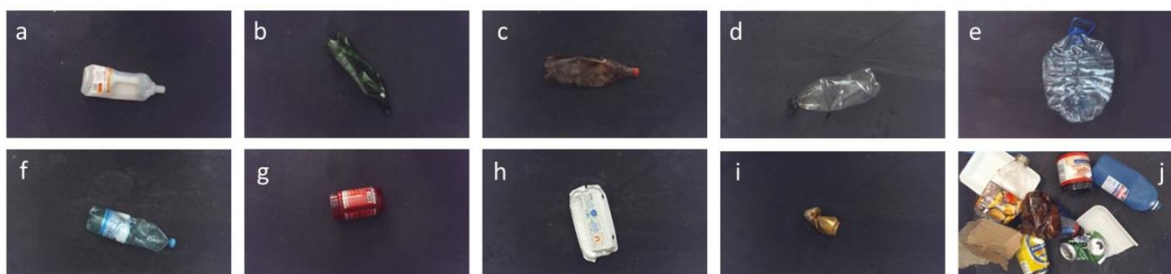


Рисунок 39 — Примеры изображений ТКО в базе данных. а) HDPE; b-g) PET; h) «другие»; i) Алюминий; j) изображение группы объектов.

Выбранная модель была дообучена для обнаружения 4 классов (ПЭВП, алюминий, ПЭТ без цветовых различий и «другое»). Обученная модель была протестирована на наборе из 729 реальных изображениях с несколькими объектами, размеченными вручную. Примеры классификации, выполненной моделью, показаны на рисунке 40, а количество ложных срабатываний и

истинных положительных результатов для каждого класса показано на рисунке 41.



Рисунок 40 — Примеры верной (верхняя строка) и ошибочной (нижняя строка) классификации изображений с несколькими объектами.

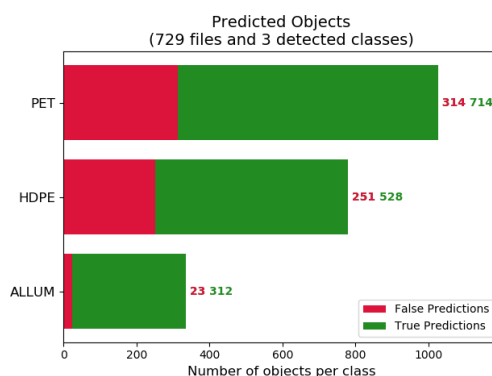


Рисунок 41 — Статистика верных определений и ложных срабатываний на тестирующей выборке.

3.2.2 Точность распознавания положения и типа объектов

Для измерения точности оценки положения объекта вместе с качеством классификации использовались метрика mean Average Precision (mAP) с

критерием отношения пересечения к объединению (IoU) [102]. Зависимость точности (precision) от чувствительности (recall) для различных пороговых значений показана на рисунке 42. В этом случае значение AP определяется как площадь под графиком зависимости точности от чувствительности. Максимальное значение AP было достигнуто для класса HDPE. Для класса ALLUM точность классификации довольно высока (близка к 100 %), но половина всех алюминиевых банок не была обнаружена на реальных изображениях, поэтому значение AP для этого класса составило лишь 48 %. Среднее mAP по всем классам составило 55 %.

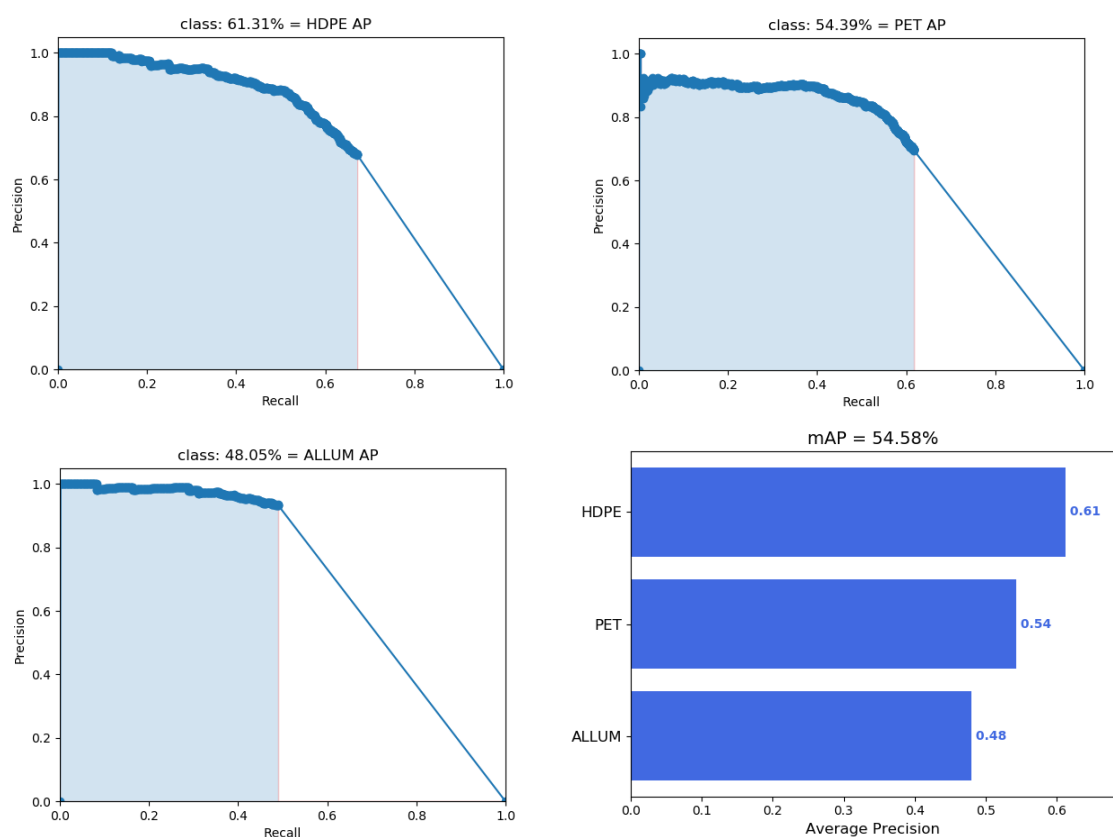


Рисунок 42 —Графики средней точности и метрики mAP для каждого класса по результатам тестирования.

При обработке синтетических изображений модель часто выделяет прямоугольники, вдоль которых объекты были вырезаны из исходных изображений, в качестве возвращаемых ограничивающих рамок. Скорее всего,

это было связано с разницей в освещении для различных снимков одиночных объектов, что приводит к резким переходам на границе различных изображений. Хотя оценить влияние этого эффекта на конечный результат сложно, было принято решение изменить схему подготовки обучающих данных. Для следующей обучающей выборки отдельные объекты были обрезаны из исходных изображений с использованием алгоритма сегментации watershed, который позволял выделять объекты по их естественной границе, а не по прямоугольной рамке. Кроме того, был увеличен объём данных за счет вариации яркости, контрастности и насыщенности изображения. Хотя такая обучающая выборка все еще страдала от случайных ошибок, обученная на этих данных модель получила mAP 64,1 % при тестировании на изображениях, размеченных вручную.

3.2.3 Определение эффективности алгоритма сбора

Для вычисления эффективности алгоритма сбора была проведена симуляция. На начало конвейера подавались предметы четырёх типов. Их тип и начальная координата выбиралась случайно и равновероятно. Для каждого типа на краю конвейерной ленты находилось по корзине. Стоимость предметов задавалась независимо от их типа, выбиралась случайно и равновероятно из следующих вариантов: 5, 7, 10, 14, 20. Мы попытались приблизить параметры симуляции к реальным значениям, а именно скорость захвата и конвейера, а также габариты конвейера. Характерное время на движение от объекта до корзины и к следующему объекту составило около двух секунд. Моделирование происходило в реальном времени. Предметы подавались на ленту со средним

интервалом в одну секунду, чтобы захват успевал собрать около половины предметов.

Для наглядности, помимо описанного алгоритма, мы протестировали «простой» алгоритм. Для создания этого алгоритма мы хотели использовать крайне простые правила как для понимания, так и для реализации. Но при этом постарались получить максимальную эффективность для нашего эксперимента. Простому алгоритму, как и основному, после того как захват бросил предмет в корзину, нужно выбрать следующий предмет, чтобы схватить и бросить в корзину. Следующий предмет выбирался по правилу: находим все предметы, каждый из которых возможно переместить в корзину за следующие несколько секунд, из них выбираем самые дорогие, и если их несколько, то выбираем самый первый в направлении движения конвейера (другими словами тот, который бы проехал конвейер раньше всех). Следуя этому правилу, с одной стороны простой алгоритм предпочитает дорогие предметы, но в тоже время собирает предметы в хорошем темпе. При уменьшении этого параметра увеличивается вероятность пропустить дорогие предметы, а при его увеличении снижается темп сбора. Для достижения наилучшего результата в рамках данной симуляции значение параметра было выбрано равным двум секундам.

Оба алгоритма находились в идентичных условиях, включая генерируемую последовательность предметов. Симуляция длилась более 508 000 с. Результаты представлены на рисунке 43 и рисунке 44.

По результатам симуляции, предложенный алгоритм собрал предметов на 11,5 % больше по суммарной стоимости и на 9,5 % больше предметов количественно, чем простой алгоритм. При этом он собрал почти все предметы максимальной стоимости. Из статистики видно, что планирование позволило существенно увеличить количество собранных предметов высокой и средней стоимости, уменьшить среднюю дистанцию перемещения, однако оно уменьшило количество собранных предметов низкой стоимости.

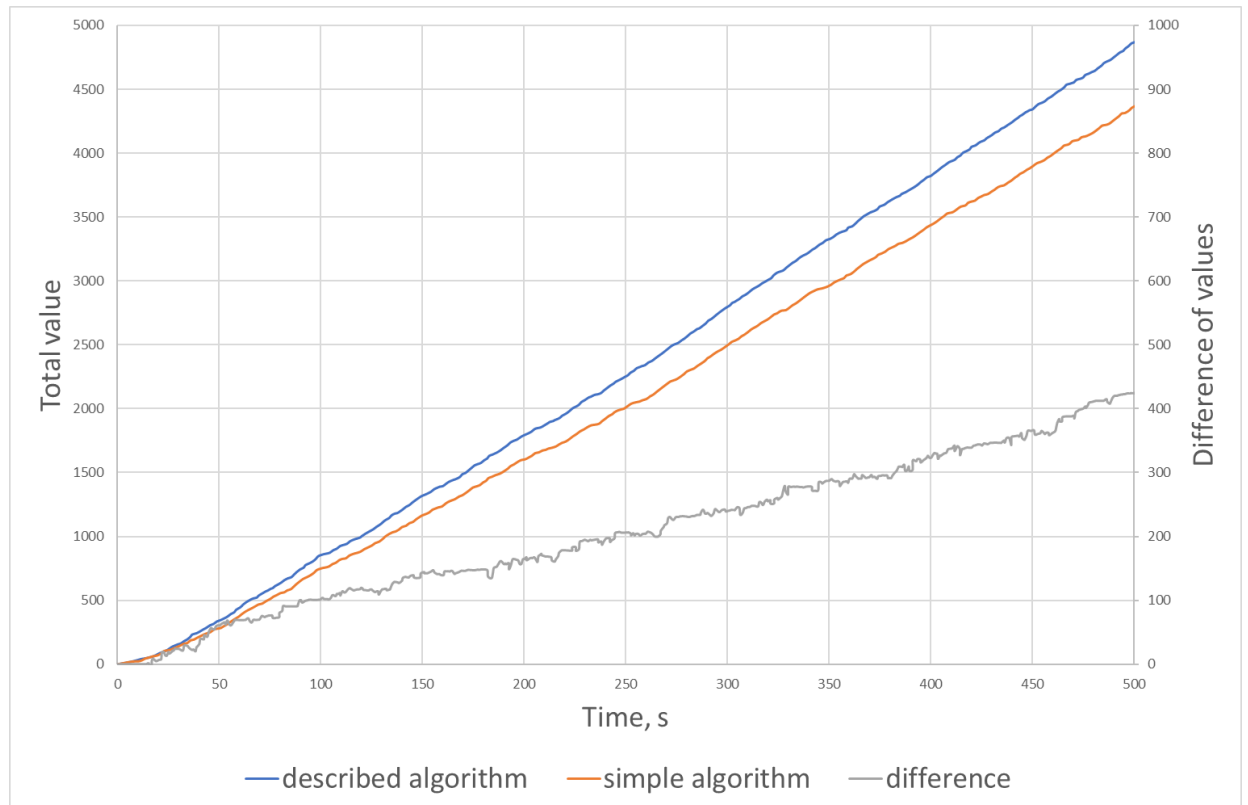


Рисунок 43 — Сравнение общей стоимости собранных предметов, предложенным алгоритмом (синий) и простым алгоритмом (оранжевый) на протяжении первых 500 с. Разность двух графиков (серый) изображена в другом масштабе.

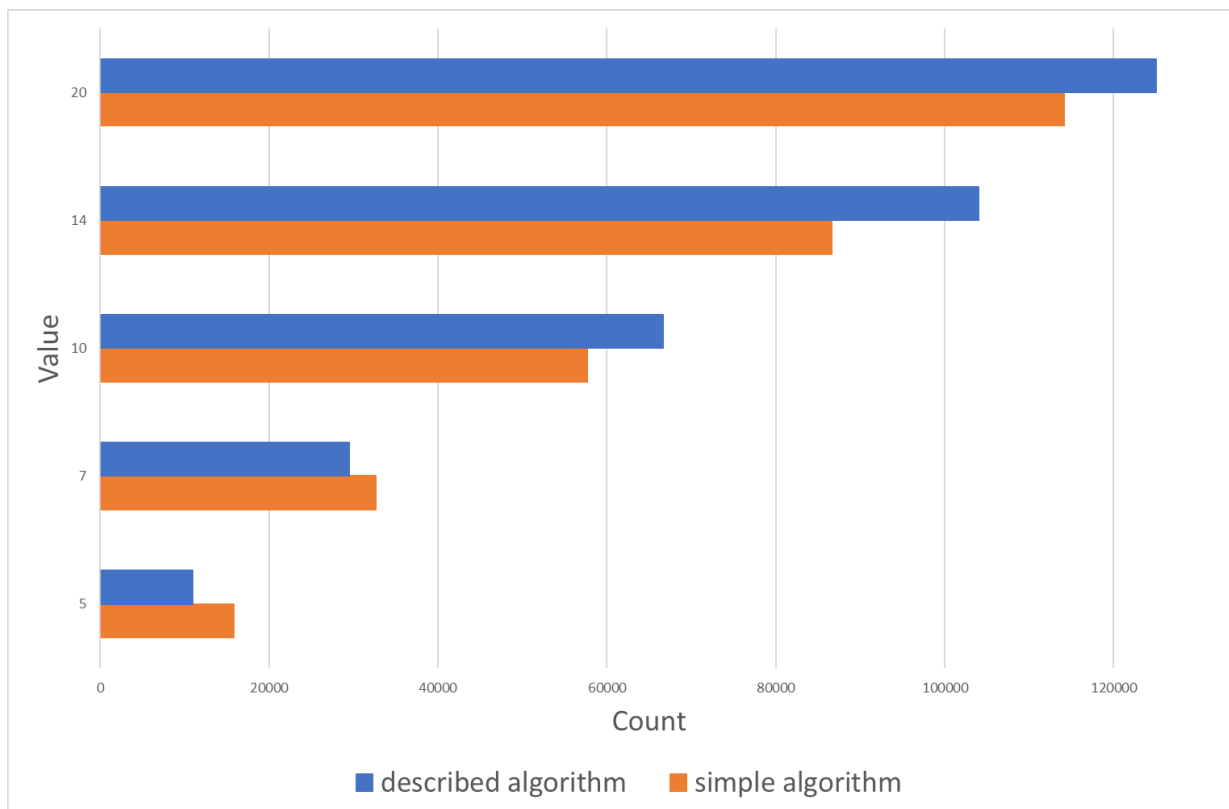


Рисунок 44 — Итоговое распределение собранных предметов по стоимости предложенным алгоритмом (синий) и простым алгоритмом (оранжевый).

3.3 Диагностика 3D геометрии сопла авиационного двигателя

3.3.1 Описание экспериментальной установки

В эксперименте использовались две связанные системы трёхмерного зрения, чтобы иметь возможность реконструировать всю область критического сечения. Также использовалось неструктурированное освещение объекта с дополнительным выделением интересующей области на объекте исследования.

Структурированное освещение не применялось по причине подвижности выходного устройства, а также из-за механических вибраций во время работы двигателя. Оптические датчики размещались по краям выходной струи на безопасных для функционирования углах.

С каждой стороны выходного сопла было установлено по паре идентичных промышленных ПЗС-камер. Камеры имели разрешение Full HD с диагональю матрицы 1". Все камеры были синхронизированы генератором импульсов с TTL выходами управляемым с ПК для одновременной съемки изображений. Во время испытаний съёмка производилась с частотой 5 Гц. На камерах использовались объективы с фиксированным фокусным расстоянием в 25 мм и разрешением 5 Мп. Объективы были оснащены оптическими полосовыми фильтрами на 500 нм с полосой пропускания шириной 100 нм, для подавления интенсивности излучения выходной струи в форсажном режиме. Как говорилось ранее, пара камер, закреплённых на небольшом расстоянии друг от друга (15 см), работают как система трехмерного зрения (рисунок 45 слева).

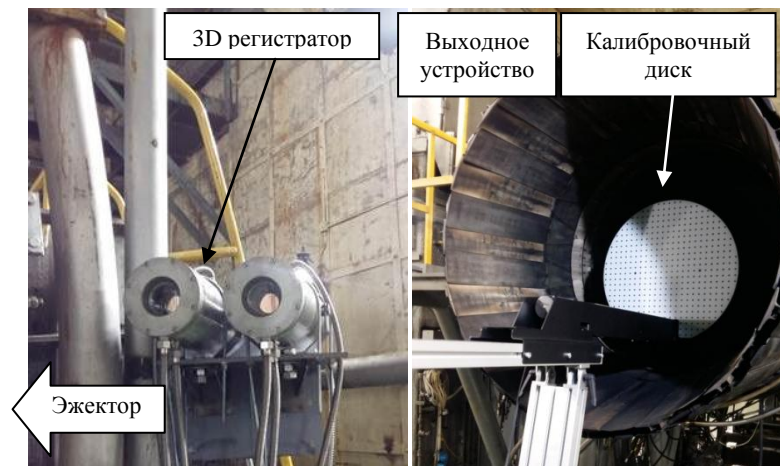


Рисунок 45 — Фотографии: (слева) один из 3D регистраторов, закрепленный с правой стороны от эжектора, (справа) калибровочный диск внутри выходного устройства ГТД в области критического сечения.

Оптические регистраторы были направлены и сфокусированы на сопло ГТД. Каждая камера находилась в отдельном защитном металлическом

термокожухе с водяным охлаждением ТВК-07-В производства АО «Эридан». Смотровое окно дополнительно обдувалось сжатым воздухом, создавая эффект газовой тепловой завесы для охлаждения, а также защиты от пыли и аэрозоля керосина, испускаемого во время работы двигателя.

Расстояние от центра выходного сечения сопла до камер составляло 3,7 м (рисунок 46). 3D регистраторы были установлены по бокам эжектора, расстоянию между ними составляло 4,4 м, угол обзора на ось двигателя составлял около 48 градусов. Трёхмерные регистраторы были расположены на той же высоте, что и ось двигателя.

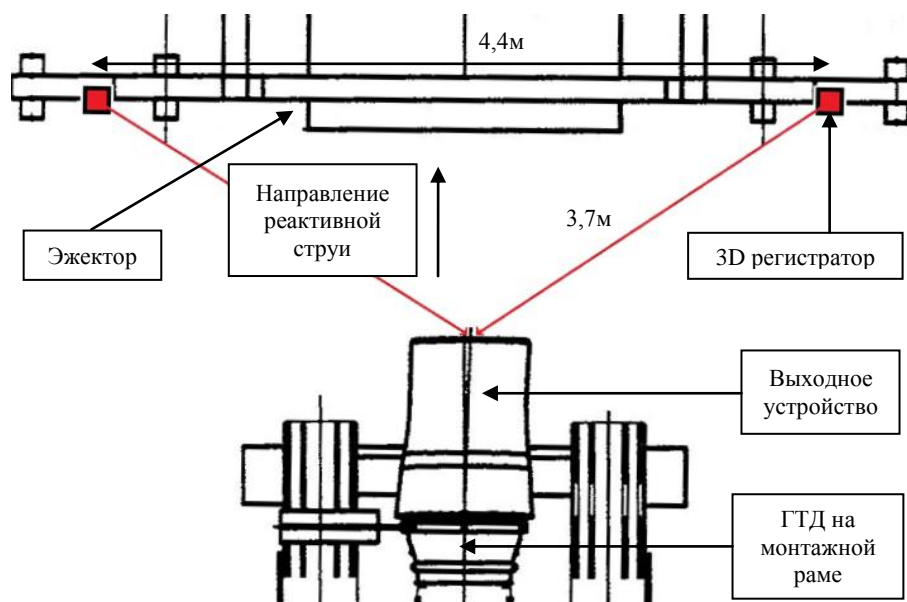


Рисунок 46 — Схематическое расположение 3D регистраторов относительно выходного устройства ГТД (вид сверху).

Для оценки функции преобразования (проекции) глобальных координат на плоскость сенсора каждой камеры, выполнялась калибровка оптической системы. Калибровочная мишень представляла собой окрашенный диск из стекла диаметром 0,5 м с нанесёнными на него кругами (маркерами), расположенными в декартовой решётке с шагом в 20 мм. На мишени были выполнены два маркера большего диаметра по сравнению с остальными, необходимые для определения положения начала системы глобальных координат по калибровочным

изображениям правого и левого 3D регистраторов. Калибровочная мишень находилась на моторизованном линейном координатном устройстве STANDA 8MT195X-540-4 с точностью позиционирования 2,5 мкм (рисунок 45 справа). Это позволяло перемещать мишень вдоль осевого направления выходного устройства ГТД и полностью автоматизировать процесс регистрации калибровочных изображений для уменьшения времени на калибровку оптической системы.

3.3.2 Результаты и погрешности измерений

Описанные в разделе 2.3 Реализация системы для измерения геометрии сопла авиационного двигателя алгоритмы были реализованы на языке C++ с использованием библиотеки OpenCV для алгоритмов компьютерного зрения, а также Qt и OpenGL для пользовательского интерфейса. Это программное обеспечение использовалось для оптической диагностики геометрии регулируемого сопла ГТД в различных режимах работы. Результаты диагностики сопла в режиме холостого хода представлены в данной работе. Полученные диаметры критического и выходного сечений для ста измерений приведены на рисунке 47. Диаметр выходного сечения составил 1030,5 мм, а диаметр критического составил 874,5 мм. Разброс значений (среднеквадратичное отклонение) составлял 2,8 мм для выходного и 1,5 мм для критического сечений, что не превышало 0,3 %. При этом погрешность метода определения геометрических характеристик сопла, определенная по статической калибровке в неработающем состоянии, не превышала 0,5 %.

Положение критического сечения не имело характерных границ внутри выходного устройства, что не позволяло определять его на зарегистрированных

изображениях. Чтобы различать эту зону на изображениях, в плоскости критического сечения была проведена линия шириной около 5 мм мелом. Данная маркировка оставалась на внутренней поверхности во время работы ГТД на всех режимах работы и обновлялась перед очередным запуском.

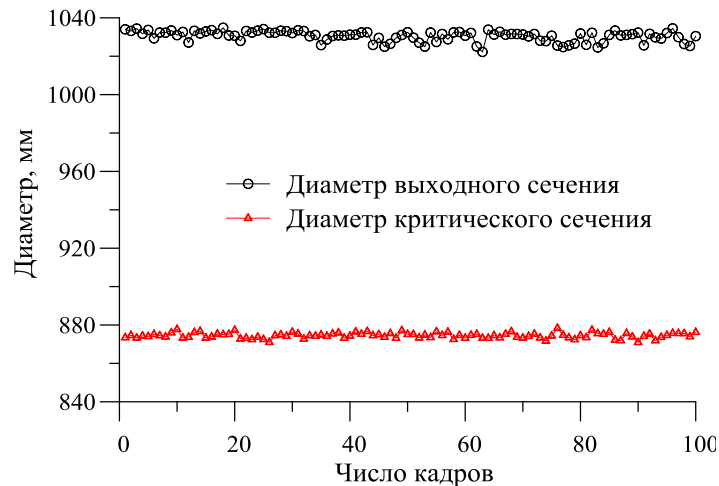


Рисунок 47 — Пример результата 100 последовательных замеров диаметра выходного и критического сечений выходного устройства ГТД при работе в режиме малого газа.

Основным источником ошибок были механические вибрации опорных конструкций во время работы ГТД, на которые крепились камеры в защитных кожухах, а также вибрации створок выходного устройства ГТД. На максимальных режимах работы интенсивные вибрации приводили к динамической и статической потере калибровки между камерами 3D регистратора. Для уменьшения влияния этого эффекта, в процессе испытаний калибровка оптической системы проводилась до и после испытаний. Помимо снижения точности калибровки вибрации приводили к размытию изображения на отдельных кадрах. Для уменьшения этого нежелательного эффекта съёмка производилась с короткой экспозицией от 10 мкс до 2 мс, в зависимости от яркости выходной струи. Для режимов работы, при которых смещение за время экспозиции составляло около 0,2 пикселя и меньше, эффектом размытия можно пренебречь.

Заключение

Предложены и реализованы алгоритмические подходы для анализа изображений и получения качественной и количественной информации о процессах и объектах для различных приложений: определения скоростных полей в аэрогидродинамике, распознавания образов с элементами машинного обучения для ряда приложений, измерения геометрических параметров объектов в усложненных условиях.

Реализована модификация PIV комплекса для определения трехмерного поля скоростей в гидроаэродинамических потоках с применением камеры светового поля. Для приложений с 3D измерениями показана возможность существенного упрощения конструкции измерительной системы при переходе от нескольких регистрирующих камер к одной пленоптической камере при сохранении ошибки эксперимента на приемлемом уровне. Разработанные методы позволяют использовать современные камеры светового поля для диагностики потоков с ограниченным оптическим доступом, а также упростить процесс калибровки по сравнению с многокамерными системами.

Предложена общая структура роботизированной сортировочной установки твёрдых коммунальных отходов с классификатором объектов на основе нейронной сети Faster R-CNN ResNet101. Разработан алгоритм управления системой сбора для максимизации стоимости собранных предметов. Показано, что алгоритм, учитывающий информацию об общем массиве предметов, повышает эффективность системы сбора на 11 %.

Разработана, реализована, протестирована и апробирована система бесконтактной оптической диагностики геометрии сопла переменного сечения газотурбинного двигателя. С использованием этой системы измерена площадь критического и выходного сечений во время наземных испытаний двигателя в

условиях высоких температур, вибраций и ограниченного оптического доступа. Разброс значений диаметров, оцененных по каждому набору кадров не превышал 0,3 %, что позволяет использовать метод для анализа динамического изменения геометрических характеристик сопла с приемлемой точностью.

Список литературы

1. Adrian R.J. Scattering particle characteristics and their effect on pulsed laser measurements of fluid flow: speckle velocimetry vs. particle image velocimetry // *Appl. Opt.* – 1984 - Vol. 23, № 11 - P. 10–11.
2. Adrian R.J. Twenty years of particle image velocimetry // *Exp. Fluids* – 2005 - Vol. 39 - P. 159–169.
3. Keane R.D., Adrian R.J. Theory of cross-correlation analysis of PIV images // *Appl. Sci. Res.* – 1992 –Vol. 49 – P. 191–215.
4. Willert C.E., Gharib M. Digital particle image velocimetry // *Exp. Fluids* – 1991 – Vol. 10 – P. 181–193.
5. Prasad A.K., Jensen K. Sheimpflug stereocamera for particle image velocimetry in liquid flows // *Appl. Opt.* – 1995 – Vol. 34, № 30 – P. 7092–7099.
6. Soloff S.M., Adrian R.J., Liu Z.-C. Distortion compensation for generalized stereoscopic particle image velocimetry // *Measurement Science and Technology* – 1997 – Vol. 8 – P. 1441–1454.
7. Scarano, Riethmuller M.L. Iterative multigrid approach in PIV image processing with discrete window offset // *Exp. Fluids* – 1999 –Vol. 26 – P. 513–523.
8. Stanislas M., Okamoto K. Main results of the First International PIV Challenge // *Measurement Science and Technology* – 2003 – Vol. 14 – P. R63–R89.
9. Stanislas M., Okamoto K., Kähler C.J., Westerweel J. Main results of the Second International PIV Challenge // *Exp. Fluids* – 2005 – Vol. 39, № 2 – P. 170–191.
10. Stanislas M., Okamoto K., Kähler C.J. Main results of the third international PIV Challenge // *Exp. Fluids* – 2008 – Vol. 45 – P. 27–71.
11. Alekseenko S., Bilsky A., Heinz O., Ilyushin B., Markovich D. Near-wall characteristics of impinging turbulent jet // *Proc. Fourth Int. Symp. on Turbulence, Heat and Mass Transfer, Antalya, Turkey* – 2003 – P. 12–17.

- 12.Алексеев С.В., Бильский А.В., Маркович Д.М. 2004. Применение метода цифровой трассерной визуализации для анализа турбулентных потоков с периодической составляющей // Приборы и техника эксперимента – № 5 – С. 145-153.
- 13.Fomin N., Merzkirch W., Vitkin D., Wintrich H. Visualization of turbulence anisotropy by single exposure speckle photography // Exp. Fluids – 1996 – Vol. 20 – P. 476–479.
- 14.Mikheev A.V., Zubtsov V.M. Enhanced particle-tracking velocimetry (EPTV) with a combined two-component pair-matching algorithm // Measurement Science and Technology – 2008 – Vol. 19, № 8 – P. 1–16.
- 15.Токарев М.П., Маркович Д.М., Бильский А.В. Адаптивные алгоритмы обработки изображений частиц для расчета мгновенных полей скорости // Вычислительные технологии – 2007 – Т. 12, № 3 – С. 109-131.
- 16.Маркович Д.М., Токарев М.П. Алгоритмы реконструкции трехкомпонентного поля скорости в методе Stereo PIV // Вычислительные методы и программирование – 2008 – Т. 9, № 1 – С. 311-326.
- 17.Хабахпашева Е.М., Перепелица Б.В. Поля скоростей и турбулентных пульсаций при малых добавках к воде высокомолекулярных веществ // Инж.–физ. журн. – 1968 – Т. 14, № 4 – С. 598-601.
- 18.Кутателадзе С.С., Миронов Б.П., Накоряков В.Е., Хабахпашева Е.М.. Экспериментальное исследование пристенных турбулентных течений. // Новосибирск: Наука. – 1975 –с. 166.
- 19.Накоряков В.Е., Покусаев Б.Г., Алексеев С.В., Орлов В.В. Мгновенный профиль скорости в волновой пленке жидкости // Инж.-техн. журн. – 1977 – Т. 33, № 3 – С. 399-404.

20. Токарев Михаил Петрович. Разработка алгоритмов и программного обеспечения для обработки изображений в методах цифровой трассерной визуализации // диссертация кандидата технических наук : 05.13.18 / Токарев Михаил Петрович; Место защиты: Ин-т автоматизации и электротехники СО РАН Новосибирск - 2010 - ил. РГБ ОД, 61 10-5/2306 - с. 190.
21. Гобызов О.А., Ложкин Ю.А., Ганиев Ю.Х., Захаров Е.П., Филиппов С.Е. Исследование поля потока в рабочей части сверхзвуковой аэродинамической трубы методом анемометрии по изображениям частиц // Космонавтика и ракетостроение – 2014 – № 4(77) – С. 26-33.
22. Власов В.А., Гаджимагомедов Г.Г., Лутовинов В.М., Сбоев Д.С. Измерение с помощью системы PIV аэродинамических сил, действующих на профиль крыла // Учен. зап. ЦАГИ – 2013 – Т. 44, № 3 – С. 39-49.
23. Бойко В.М., Запрягаев В.И., Пивоваров А.А., Поплавский С.В.. Коррекция данных PIV для восстановления скорости газа в сверхзвуковой недорасширенной струе // Физика горения и взрыва – 2015 – Т. 51, № 5 – С. 87-97.
24. Чикишев Л.М., Дулин В.М., Гобызов О.А., Лобасов А.С., Маркович Д.М. Исследование смесеобразования в модели камеры сгорания ГТУ с использованием панорамных оптических методов // Теплофизика и аэромеханика – 2017 – Т. 24, № 3 – С. 357-364.
25. Markovich D.M., Abdurakipov S.S., Chikishev L.M., Dulin V.M., Hanjalić K. Comparative analysis of low- and high-swirl confined flames and jets by proper orthogonal and dynamic mode decompositions // Physics of Fluids – 2014 – Vol. 26, № 6 – P. 065109-1-065109-22.
26. Alekseenko S.V., Abdurakipov S.S., Hrebtov M.Y., Tokarev M.P., Dulin V.M., Markovich D.M. Coherent structures in the near-field of swirling turbulent jets: a tomographic PIV study // Int. J. Heat and Fluid Flow – 2018 – Vol. 70 – P. 363-379.

27. Bilsky A.V., Dulin V.M., Lozhkin V.A., Markovich D.M., Tokarev M.P. Two-dimensional correlation algorithms for tomographic PIV // Proc. 9-th Int. Symp. PIV, Kobe, Japan – 2011.
28. Bilsky A.V., Lozhkin V.A., Markovich D.M., Tokarev M.P.. A maximum entropy reconstruction technique for tomographic particle image velocimetry // Meas. Sci. Technol – 2013 – Vol. 24 – P. 1-10.
29. Abram C., Fond B., Heyes A. L., Beyrau F. High-speed planar thermometry and velocimetry using thermographic phosphor particles // Applied Physics B – 2013 – Vol. 111, Iss. 2 – P. 155-160.
30. Beresh S.J., Henfling J.F., Spillers R.W., Spitzer S.M. Postage-stamp PIV: small velocity fields at 400 kHz for turbulence spectra measurements // Measurement Science and Technology – 2018 – Vol. 29, No. 3 – P. 034011-1-034011-11.
31. Beresh S.J., Kearney S.P., Wagner J.L., Guildenbecher D.R., Henfling J.F., Spillers R.W., Pruett B.O.M., Jiang N., Slipchenko M. N., Mance J., Roy S. Pulse-burst PIV in a high-speed wind tunnel // Meas Sci. Technol. – 2015 – Vol. 26, № 9 – P. 09530517-1-09530517-13.
32. Birch D.M., Martin N. Tracer particle momentum effects in vortex flows // J. Fluid Mech. – 2013 – Vol. 723 – P. 665-691.
33. Cierpka C., Lütke B., Kähler C.J. Higher order multi-frame particle tracking velocimetry // Exp. Fluids – 2013 – Vol. 54 – P. 1533-1545.
34. Fahringer T., Lynch K., Thurow B. Volumetric particle image velocimetry with a single plenoptic camera // Meas Sci Technol. – 2015 – Vol.26 – P. 115201-1-115201-25.
35. Holmes P., Lumley J.L., Berkooz G., Rowley C.W. Turbulence, coherent structures, dynamical systems and symmetry // Cambridge: University Press. – 2012 – 2nd ed. – p. 386.
36. Mei D., Ding J., Shi S., New T.H., Soria J. High resolution volumetric dual-camera light-field PIV // Exp. Fluids – 2019 – Vol. 60 – P. 132-153.

37. Mickiewicz W. Particle image velocimetry and proper orthogonal decomposition applied to aerodynamic sound source region visualization in organ flue pipe // *Archives of Acoustics* – 2015 – Vol. 40, № 4 – P. 475-484.
38. Morris S.C. Shear-layer instabilities: particle image velocimetry measurements and implications for acoustics // *Ann. Rev. Fluid. Mech.* – 2011 – Vol. 43, № 1 – P. 529-550.
39. Rothamer D. A., Jordan J. Planar imaging thermometry in gaseous flows using upconversion excitation of thermographic phosphors // *Applied Phys. B* – 2011 – Vol. 106, No. 2 – P. 435-444.
40. Sciacchitano A., Scarano F., Wieneke B. Multi-frame pyramid correlation for time-resolved PIV // *Exp. Fluids* – 2012 – Vol. 53, № 4 – P. 1087-1105.
41. Segalini A., Bellani G., Sardina G., Brandt L., Variano E.A. Corrections for one- and two-point statistics measured with coarse-resolution particle image velocimetry // *Exp. Fluids* – 2014 – Vol. 55, № 6 – P. 1-12.
42. Taira K., Brunton S.L., Dawson S.T.M., Rowley C.W., Colonius T., McKeon B.J., Schmidt O.T., Gordeyev S., Theofilis V., Ukeiley L.S. Modal analysis of fluid flows: an overview // *AIAA J.* – 2017 – Vol. 55 – P. 4013-4041.
43. Terra W., Sciacchitano A., Shah Y.H. Aerodynamic drag determination of a full-scale cyclist mannequin from large-scale PTV measurements // *Exp. Fluids* – 2019 – Vol. 60, № 2 – P. 29-40.
44. Wu Y., Yi S., He L., Chen Z., Wang X. Experimental investigations of supersonic flow over a compression ramp based on nanoparticle-tracer-based planar laser scattering technique // *Experimental Techniques* – 2016 – Vol. 40, № 2 – P. 651-660.
45. Kähler C.J., Astarita T., Vlachos P.P., Sakakibara J., Hain R., Discetti S., La Foy R., Cierpka C. Main results of the 4th International PIV Challenge // *Exp. Fluids* – 2016 – Vol. 57, № 6 – P. 1-71.

46. Cierpka C., Konig J., Chen M., Boho D., Mader P. On the use of machine learning algorithms for the calibration of astigmatism PTV // 13th International Symposium on Particle Image Velocimetry – ISPIV 2019 Munich, Germany, July 22-24, 2019.
47. Rabault J., Kolaas J., Jensen A. Performing Particle Image Velocimetry using Artificial Neural Networks: a proof-of-concept // Measurement Science and Technology September – 2017 – Vol. 28, № 12.
48. Gao Q., Li Q., Pan S., Wang H., Wei R., Wang J. Particle reconstruction of volumetric particle image velocimetry with strategy of machine learning // arXiv:1909.07815 – 2019 – p. 5.
49. Bilsky A. V., Gobysov O. A., Markovich D. M. Evolution and recent trends of particle image velocimetry for an aerodynamic experiment // Thermophysics and Aeromechanics. – 2020 – T. 27 – C. 1-22.
50. Soloff S.M., Adrian R.J., Liu Z.-C. Distortion compensation for generalized stereoscopic particle image velocimetry. // Measurement Science and Technology – 1997 – Vol. 8 – P. 1441-1454.
51. Бондаренко А.Н., Дедок В.А., Козинкин Л.А., Токарев М.П. Оценка эффективности метода иерархической реконструкции в задаче восстановления положений дискретных рассеивающих центров по набору проекций // Сибирский журнал индустриальной математики – 2013 – Т. XVI №2(54) – С. 62-71.
52. Thurow B.S., Reint T.F. Development of Volumetric PIV with a Plenoptic Camera // 10th international symposium on particle image velocimetry – PIV13 Delft, The Netherlands, July 1-3, 2013.
53. Ohmi K., Li H.-Y. Particle-tracking velocimetry with new algorithms // Measurement Science and Technology September – 2000 – Vol. 11, № 6.
54. Takehara, K., Etoh T. A Study on Particle Identification in PTV Particle Mask Correlation Method // The Visualization Society of Japan and Ohmsha, Ltd. Journal of Visualization – 1999 – Vol. 1, № 3 – P. 313-323.

55. Guezennec Y. G., Brodkey R. S., Trigui N., Kent J. C. Algorithms for fully automated three-dimensional particle tracking velocimetry // *Experiments in Fluids* – 1994 – Vol. 17 – P 209-219.
56. Wieneke B. Volume self-calibration for 3D particle image velocimetry // *Exp. Fluids* – 2008 – Vol. 45 – P. 549-556.
57. Lang CY. Kriging interpolation // Department of Computer Science, Cornell University – 1995.
58. Elsinga G.E., Wieneke B., Scarano F., van Oudheusden B.W. Tomographic particle image velocimetry // *Exp. Fluids* – 2006 – Vol. 41 – P. 933–947.
59. Humble R.A., Elsinga G.E., Scarano F., van Oudheusden B.W. Three-dimensional instantaneous structure of a shock wave/turbulent boundary layer interaction // *J. Fluid Mech.* – 2009 – Vol. 622 – P. 33-62.
60. Akhmetbekov, Y. K., Lozhkin, V. A., Markovich, D. M., & Tokarev, M. P. Multiset triangulation 3D PTV and its performance compared to tomographic PIV // In Proc. 9th International Symposium on Particle Image Velocimetry – 2011 – P. 21-23.
61. Ghaemi S., Scarano F. Counter-hairpin vortices in the turbulent wake of a sharp trailing-edge // *J. Fluid Mech.* – 2011 – Vol. 689 – P. 317-356.
62. F. Scarano, Tomographic PIV: principles and practice // *Measurement Science and Technology* – 2012 – Vol. 24, № 1 – P. 012001-1– 012001-28.
63. Ehlers H., Konrath R., Wokoeck R., Radespiel R. Three-dimensional flow field investigations of flapping wing aerodynamics // *AIAA J.* – 2016 – Vol. 54, № 11 – P. 3434-3449.
64. Бильский А.В., Ложкин В.А., Маркович Д.М., Токарев М.П., Шестаков М.В. Оптимизация и тестирование томографического метода измерения скорости в объеме потока // *Теплофизика и аэромеханика* – 2011 – Т. 18, № 4 – С. 1-12.
65. Hinsch K.D., Holographic particle image velocimetry // *Measurement Science and Technology* – 2002 – Vol. 13, № 7 – P. R61–R72.

- 66.Brücker Ch. Digital-Particle-Image-Velocimetry (DPIV) in a scanning light-sheet: 3D starting flow around a short cylinder // Exp. Fluids – 1995 – Vol. 19 – P. 255–263.
- 67.Maas H.G., Gruen A., Papantoniou D. Particle tracking velocimetry in three-dimensional flows // Exp. Fluids – 1993 – Vol. 15 – P. 133–146.
- 68.Schanz D., Gesemann S., Schröder A. Shake-The-Box: Lagrangian particle tracking at high particle image densities // Exp Fluids - 2016 - Vol. 57, № 70.
- 69.Fahringer T.W., Thurow B.S. Comparing Volumetric Reconstruction Algorithms for Plenoptic-PIV // 53rd AIAA Aerospace Sciences Meeting, AIAA SciTech – 2015 – 1221.
- 70.Shi S., Wang J., Ding J., Zhao Z., New T.H. Parametric study on light-field volumetric particle image velocimetry // Flow. Meas. Instrum. – 2016 – Vol. 49 – P. 70-88.
- 71.Website of the company Raytrix, 3D light field camera technology, URL: raytrix.de.
- 72.Perwaß C., Wietzke L. Single Lens 3D-Camera with Extended Depth-of-Field // Raytrix GmbH, Schauenburgerstr 116, 24116 Kiel, Germany - 2012.
- 73.Rietz M., Garbrecht O., Rohlfes W., Kneer R. Combined three-dimensional flow - and temperature field measurements using digital light field photography // Proceedings of the 15th International Heat Transfer Conference, IHTC-15 August 10-15, 2014, Kyoto, Japan – 2014.
- 74.Fahringer T.W., Thurow B.S. 3D Particle Position Reconstruction Accuracy in Plenoptic PIV // 52nd Aerospace Sciences Meeting, AIAA SciTech. – 2014 – 0398.
- 75.Заболотских В.В. Гомоницкая. А.О. Кутмина С.В. Технологические приёмы улучшения качества компоста, получаемого из органических отходов // Известия Самарского научного центра Российской академии наук – 2016 – Vol. 18, № 5(3) – P. 437.

76. Witten I.H., Frank E., Hall M.A., Pal C.J. Data Mining, Fourth Edition: Practical Machine Learning Tools and Techniques 2017 // Burlington: Morgan Kaufmann – 2021.
77. Thung G., Yang M. Classification of trash for recyclability status // CS229 Project Report - 2016 – P. 940-945.
78. Bircanoglu C, Atay M, Beser F, Genc O, Kızrak M RecycleNet: Intelligent Waste Sorting Using Deep Neural Networks // 2018 Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA) – 2018.
79. Zhihong C, Hebin Z, Yan W, Yanbo W, Binyan L Multi-task Detection System for Garbage Sorting base on High-order Fusion of Convolutional Feature Hierarchical Representation // in proc. 37th Chinese Control Conference – 2018.
80. Ren, S.; He, K.; Girshick, R.; and Sun, J. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks // in proc. NIPS – 2015.
81. Huang J, Rathod V, Sun C, Zhu M, Korattikara A, Fathi A, Fischer I, Wojna Z, Song Y, Guadarrama S, Murphy K Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) – 2017 - P. 7310-7311.
82. Гнеденко Б. В., Коваленко И. Н. Введение в теорию массового обслуживания // М.: Наука – 1987 – с. 336.
83. Krechetov, I., Skvortsov, A., Poselsky, I., Lavrikov, P. Scheduling jobs and managing a robotic sorting node // International Journal of Mechanical Engineering and Technology – 2018 - Vol. 9(11) - P. 95-105.
84. Mattone R., Divona M., Wolf A. Sorting of items on a moving conveyor belt. Part 2: performance evaluation and optimization of pick-and-place operations // Robotics and Computer-Integrated Manufacturing – 2000 – Vol. 16(2-3) – P. 81-90.
85. Иноземцев А.А., Нихамкин М.А., Сандрацкий В.Л. Основы конструирования авиационных двигателей и энергетических установок // Машиностр. – 2008 - Том 2 - с. 365.

86. Нечаев Ю.Н. Выходные сопла воздушно-реактивных двигателей // Типолитография ВВИА имени профессора Н.Е. Жуковского – 1961 - с. 84.
87. Chen F., Brown G. M., Song M. Overview of 3-D shape measurement using optical methods // Optical engineering – 2000 – Vol. 39, №1 - P. 10-23.
88. Zitova B., Flusser J. Image registration methods: a survey // Image and vision computing – 2003 – Vol. 21, №11 - P. 977-1000.
89. Seyfried H., Richter M., Aldén M., Schmidt H. Laser-induced phosphorescence for surface thermometry in the afterburner of an aircraft engine // AIAA J. – 2007 – Vol. 45, №12 - P. 2966-2971.
90. Кэлер А., Брэдски Г. Изучаем OpenCV 3: Пер. с англ. М.: ДМК Пресс – 2017 - с 826.
91. Hancu O., Rad C. R., Lapusan C., Brisan C. Aspects concerning the optimal development of robotic systems architecture for waste sorting tasks // IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng. ID 444052029 – 2018.
92. Tensorflow detection model zoo, URL: github.com/tensorflow/models/blob/master/research/object_detection/g3doc/detection_model_zoo.md.
93. COCO (Common Objects in Context) is a large-scale object detection, segmentation, and captioning dataset, URL: cocodataset.org.
94. Chaslot G.M.J-B., Winands M.H.M., Van Den Herik H.J., Uiterwijk J.W.H.M., Bouzy B. Progressive strategies for monte-carlo tree search // New Mathematics and Natural Computation – 2008 - Vol. 04, № 03 - P. 343-357.
95. Scharstein D., Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms // International journal of computer vision – 2002 – Vol. 47, №1-3. - P. 7-42.
96. Hirschmuller H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence – 2008 – Vol. 30, №2 - P. 328-341.

97. Shestakov M.V., Tokarev M.P., Markovich D.M. 3D Flow dynamics in a turbulent slot jet: time-resolved tomographic PIV measurements // Proc. 17-th Int. Symp. on Appl. of Laser Techniques to Fluid Mech., Lisbon, Portugal. – 2014 – P. 1-7.
98. Maxim V. Shestakov, Vladimir M. Dulin, Mikhail P. Tokarev, Dmitrii Ph. Sikovsky, Dmitriy M. Markovich PIV study of large-scale flow organisation in slot jets // International Journal of Heat and Fluid Flow – 2014 – Vol.51 – P. 335-352.
99. Bilsky A.V., Lozhkin V.A., Markovich D.M. and Tokarev M.P. A maximum entropy reconstruction technique for tomographic particle image velocimetry // Measurement Science and Technology – 2013 – Vol. 24 – P.1-10.
100. Ахметбеков Е.К., Бильский А.В., Ложкин Ю.А., Маркович Д.М., Токарев М.П., Тюрюшкин А.Н. Система управления экспериментом и обработки данных, полученных методами цифровой трассерной визуализации (ActualFlow) // Вычислительные методы и программирование: новые вычислительные технологии – 2006 - Т. 7 - С. 79-85.
101. Palkin E., Shestakov M., Mullyadzhanov R., Markovich D., Hanjalić K. Flow around a confined cylinder: LES and PIV study // MATEC Web Conf. XXXIII Siberian Thermophysical Seminar (STS-33) – 2017 – Vol. 115 - P 02010.
102. Everingham M., Van Gool L., Williams C.K.I. et al. The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge. Int J Comput – 2010 - Vis 88 – P. 303–338.