

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
ПЕТРА ВЕЛИКОГО»
ФИЗИКО-МЕХАНИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
ВЫСШАЯ ШКОЛА ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ ФИЗИКИ

Отчет о прохождении преддипломной практики
на тему: «Онлайн-сервис ИИ-деконволюции и денойзинга для
конфокальных микроскопов»

Золина Ивана Максимовича, гр. 5030102/00201

Направление подготовки: 01.03.02 Прикладная математика и информатика.

Место прохождения практики: СПбПУ, ФизМех, ВШПМиВФ.

Сроки практики: с 03.05.2024 по 31.05.2024.

Руководитель практики от ФГАОУ ВО «СПбПУ»: Чуканов Вячеслав Сергеевич,
старший преподаватель ВШПМиВФ, научный сотрудник ЛМН, .

Консультант практики от ФГАОУ ВО «СПбПУ»: Пчицкая Екатерина Игоревна,
доцент ВШБСиТ, научный сотрудник ЛМН,
кандидат физико-математических наук.

Оценка: _____

Руководитель практики
от ФГАОУ ВО «СПбПУ»

В.С. Чуканов

Консультант практики
от ФГАОУ ВО «СПбПУ»

Е.И. Пчицкая

Обучающийся

И.М. Золин

Дата: 31.05.2024

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	3
Глава 1. Постановка задачи и обзор литературы	4
1.1. Постановка задачи	4
1.1.1. Постановка задачи денойзинга.....	4
1.1.2. Постановка задачи автоматической сегментации сфер	5
Глава 2. Описание методов.....	6
2.1. Описание алгоритма 3D денойзинга	6
2.1.1. Описание алгоритма NLM (Non-local means)	6
2.1.2. Описание модели Noise2Noise.....	7
2.2. Описание алгоритма автоматической сегментации флуоресцентных сфер	8
Глава 3. Результаты.....	9
3.1. Результаты денойзинга	9
3.1.1. Используемые метрики	9
3.1.2. Результаты тренировки нейронной сети Noise2Noise	9
3.1.3. Эксперименты денойзинга	11
3.2. Результаты автоматической сегментации.....	14
3.3. Описание архитектуры онлайн-сервиса деконволюции	16
Список использованных источников.....	20

ВВЕДЕНИЕ

Флуоресцентная микроскопия - это метод получения снимков светящихся объектов малых размеров.

В последние годы наблюдается значительный прогресс в области микроскопии, что позволяет ученым получать изображения с все более высокой разрешающей способностью. Однако эти изображения часто страдают от различного рода шумов, которые могут существенно затруднить их последующий анализ. Для решения этой проблемы требуется разработка эффективных алгоритмов денойзинга, которые не только улучшают качество изображений, но и сохраняют важные структурные детали.

Целью работы является разработка онлайн-сервиса для улучшения качества изображений биологических образцов. Задачи, которые решает данный сервис, включают разработку и совершенствование алгоритмов искусственного интеллекта для улучшения снимков с микроскопа, создание пользовательского интерфейса для взаимодействия с алгоритмами через веб-браузер.

ГЛАВА 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

1.1. Постановка задачи

Исходные изображения, наблюдаемые с микроскопа, крайне неточны - содержат шумы и искажения из-за несовершенства системы регистрации и волновой природы света. Получаемое изображение I_y является результатом свёртки (конволюции) точного объекта I_x с функцией рассеяния точки (ФРТ) системы H , которая его формирует. [*] Помимо этого, важно помнить, что системы регистрации изображения, в рамках данной задачи конфокальной микроскопии, вносят добавочный фотонный шум N . Формальная запись наблюдаемого изображения будет выглядеть следующим образом:

$$I_y = I_x * H + N \quad (1.1)$$

где I_x - точное изображение объекта, $I_x \in \omega_x$ - множество точных изображений объектов, I_y - наблюдаемое изображение объекта $I_y \in \omega_y$ - множество наблюдаемых изображений объектов, H - функция рассеивания точки, N - шум, вносимый регистрируемым прибором.

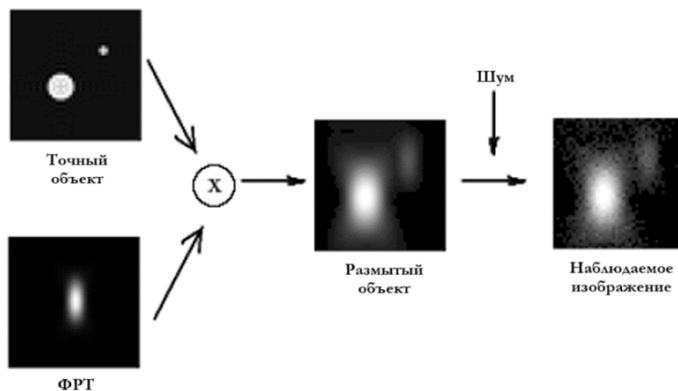


Рис.1.1. Схема свёртки объекта с ФРТ вместе с фотонным шумом

1.1.1. Постановка задачи денойзинга

В конфокальной микроскопии трёхмерные (3D) изображения содержат шум, вызванный различными источниками, такими как электроника детекторов, подготовка образцов и условия сканирования. Шум может существенно ухудшать качество изображений и затруднять дальнейший анализ. Поэтому важно разработать алгоритм денойзинга, который будет эффективно удалять шум, сохраняя при этом важные структурные детали и характеристики образцов.

1.1.2. Постановка задачи автоматической сегментации сфер

Для восстановления исходного изображения с помощью итерационных методов деконволюции необходимо в явном виде нахождение ФРТ. На практике точное значение ядра свёртки H найти очень сложно, поэтому используют приближенное значение. Методы, создающие такие приближения, делятся на две группы: теоретические и экспериментальные.

Теоретические методы вычисляют ФРТ на основе определенных моделей и функций, тогда как экспериментальные методы включают съемку объектов очень малого размера, например, калибровочных флуоресцентных сфер. Функции рассеяния точки, полученные теоретическим путем, называют теоретическими ФРТ (тФРТ), а функции, полученные экспериментальным путем, — экспериментальными ФРТ (эФРТ).

Построение эФРТ происходит путём деконволюции размытой сферы, полученной из усреднения¹ множества исходных, наблюдаемых с микроскопа снимков сфер, точным моделируемым изображением сферы. Стоит отметить тот факт, что чем больше размытых микроскопом снимков сфер участвует в усреднении, тем точнее получается эФРТ и, как следствие, результаты аналитической деконволюции.

Для получения усреднённой сферы рассматриваются 2 подхода к сегментации(извлечению) сфер: ручной и автоматический. Первый способ предполагает полный контроль и ответственность со стороны пользователя, что занимает значительное время, особенно при большом количестве сфер на изображении (около 10-15 минут). Второй способ автоматически извлекает сферы с использованием подходов компьютерного

¹Усреднение сфер необходимо, так как исходные изображения сфер содержат шумы. Понижение уровня шума можно достичь с помощью гауссова размытия.

зрения. Для второго метода возможна ручная корректировка результатов.

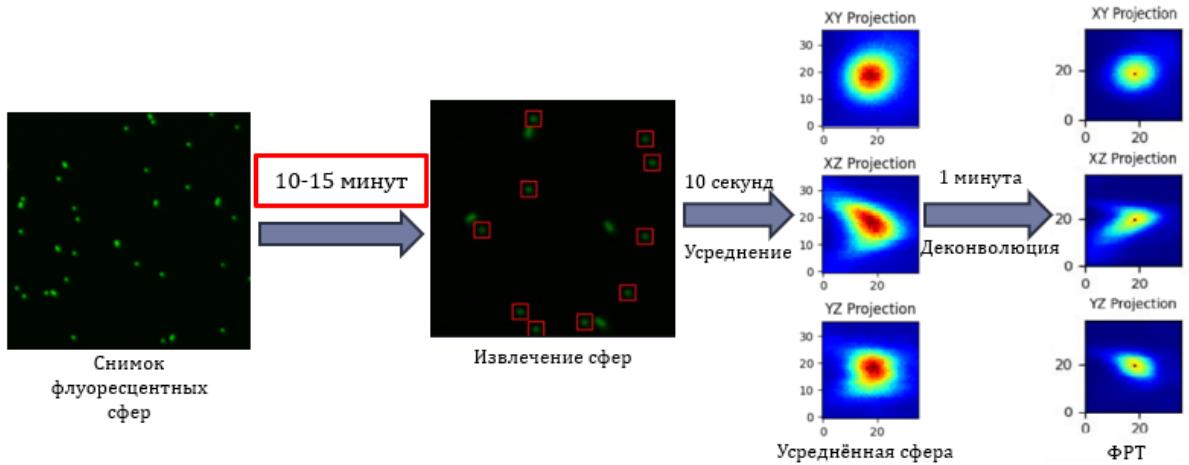


Рис.1.2. Экспериментальный способ вычисления ФРТ

ГЛАВА 2. ОПИСАНИЕ МЕТОДОВ

2.1. Описание алгоритма 3D денойзинга

2.1.1. Описание алгоритма NLM (*Non-local means*)

Классически существуют два типа моделей по шумоподавлению, а именно линейные и нелинейные. Преимущество первого подхода заключается в его скорости, однако его недостаток состоит в невозможности эффективного сохранения краёв изображений, что проявляется в виде размытия границ и деталей на изображении. Примером линейного подхода является Гауссово размытие, а нелинейного - метод Non-local means(NLM) (Антони Буадес).

NLM (Non-local means) - это алгоритм для удаления шума из изображений, который обновляет значения пикселей на основе взвешенного среднего значений других пикселей, определённых как наиболее похожие. В отличие от локальных методов, которые используют значения соседних пикселей, NLM использует информацию из всего изображения, что позволяет ему лучше сохранять детали и текстуры.

Алгоритм метода нелокального среднего представляет собой:



Рис.2.1. Алгоритм Non-local means

2.1.2. Описание модели Noise2Noise

В качестве метода глубокого обучения к шумоподавлению была выбрана нейронная сеть Noise2Noise[*]. Архитектура представляет собой UNet сеть.

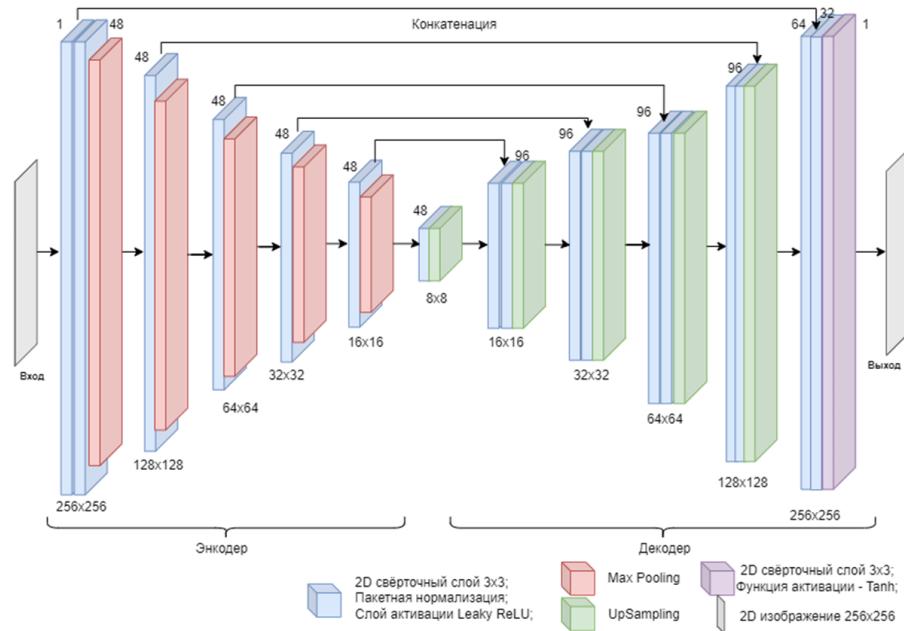


Рис.2.2. Архитектура сети Noise2Noise

2.2. Описание алгоритма автоматической сегментации флуоресцентных сфер

Для ускорения процесса ручной сегментации был предложен автоматический подход с использованием методов компьютерного зрения.

Алгоритм автоматической сегментации сфер включает в себя следующие этапы:

- A. Проведение предварительной обработки
 - 1. Перевод изображение в монохром
 - 2. Применение Гауссова размытия с использованием гиперпараметра радиуса размытия
 - 3. Бинаризация с гиперпараметром порога бинаризации
- B. Анализ связанных компонент - этап, на котором происходит детекция всех сфер (и слипшихся, и одиночных), далее выводятся параметры: количество компонент связности (количество сфер), статистика компонент (координаты границ сфер), центроиды (центры сфер)
- C. Фильтрация сфер на основе предложенного объёма правильной (одиночной) сферы.
- D. Извлечение сфер с параметров ограничивающего прямоугольника.
- E. Усреднение и вывод результатов.



Рис.2.3. Алгоритм автоматической сегментации сфер

ГЛАВА 3. РЕЗУЛЬТАТЫ

3.1. Результаты денойзинга

3.1.1. Используемые метрики

Для оценки качества работы методов денойзинга использовались следующие метрики [*]:

- A. Время работы - время, затраченное на выполнение процесса денойзинга.
 - B. Корень из средней квадратичной ошибки(RMSE)
- Среднеквадратичная ошибка(СКО):

$$MSE(I_1, I_2) = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (I_{1(i,j)} - I_{2(i,j)})^2 \quad (3.1)$$

Доля ошибки RMSE:

$$RMSE(I_1, I_2) = \sqrt{\frac{MSE(I_1, I_2)}{N}} \quad (3.2)$$

где I_1, I_2 - изображения одинаковой размерности, i, j - переменные итерирования по всем точкам слоя изображения, $N = r \cdot c$ - число всех точек на слое в изображении, r - высота каждого слоя, c - ширина каждого слоя.

- C. Отношение пикового сигнала к шуму (PSNR)

$$PSNR(I_1, I_2) = 10 \log_{10} \left(\frac{R^2}{MSE} \right) \quad (3.3)$$

где R - максимальное значение пикселя в изображении.

Если значения в каждой точке изображения кодируются, например, тремя цветами, каждый из которых хранится в 8 битах, то максимальное значение R будет следующим:

$$R = 2^8 = 256 \quad (3.4)$$

3.1.2. Результаты тренировки нейронной сети Noise2Noise

В данной задаче использовался метод обучения с учителем (supervised learning) для оценки параметров шума Пуассона на изображениях. В качестве минимизируемой функции применялась метрика MSE. Обучение осуществлялось

с использованием нейронной сети Noise2Noise, которая позволяла эффективно обучаться без необходимости иметь точное изображение в паре.

Для обучения использовался FMD (Fluorescence Microscopy Denoising) датасет [*], состоящий из 12 000 изображений с различным уровнем шума [1, 2, 4, 8, 16] (итого 60 000 изображений). Тренировочный набор данных был разделён на 2 выборки: тренировочную и валидационную в отношении 4:1.

Процесс обучения был сопровождён следующими параметрами:

- Оптимизатор Адама (Adam - Adaptive Moment Estimation)[*], выбранный за его эффективность и способность адаптивно изменять скорость обучения.
- Размер batch = 10, что позволило эффективно использовать память GPU и стабилизировать процесс обучения.
- Установлена скорость обучения на 0.0001 с последующим применением линейных и косинусных методов отжига[*] для динамического изменения.
- Число эпох: 200, что оказалось оптимальным для предотвращения переобучения.

Обучение проводилось на вычислительном кластере из 4 GPU V100, представленном Yandex DataSphere. Процесс занял около 45 минут, включая загрузку данных, обучение модели и оценку результатов на валидационных данных.

Каждые 5 эпох проводился тест на различных изображениях. Это позволяло отслеживать динамику обучения. Выводился визуальный анализ из 8 разных изображений рис.3.1.

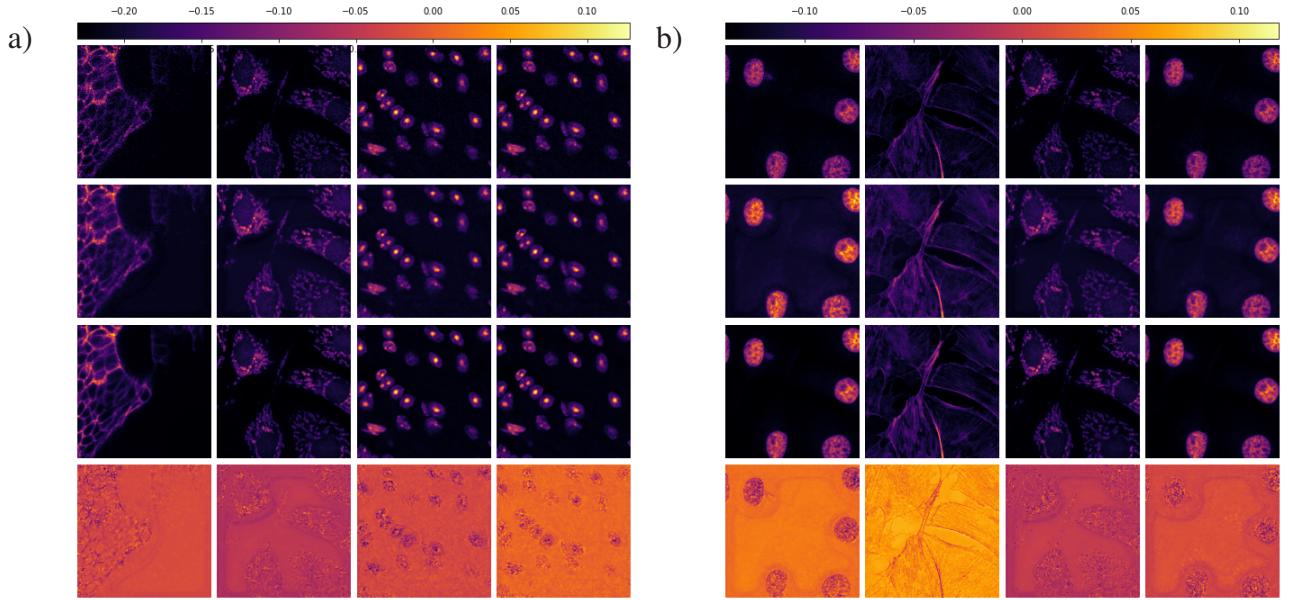


Рис.3.1. Визуальный анализ на 50 эпохе, содержащий несколько тестовых изображений (слева-направо), а также этапы денойзинга (сверху-вниз): чистое изображение, зашумлённое, обесшумленное, разница между обесшумленным и чистым: *a* — тест из 1-ых 4-ёх изображений; *b* — тест из 2-ых 4-ёх изображений

Итоговые результаты В конце обучения были построены графики сходимости метрики PSNR и RMSE. Оценки показали высокую точность предсказаний рис.3.2.

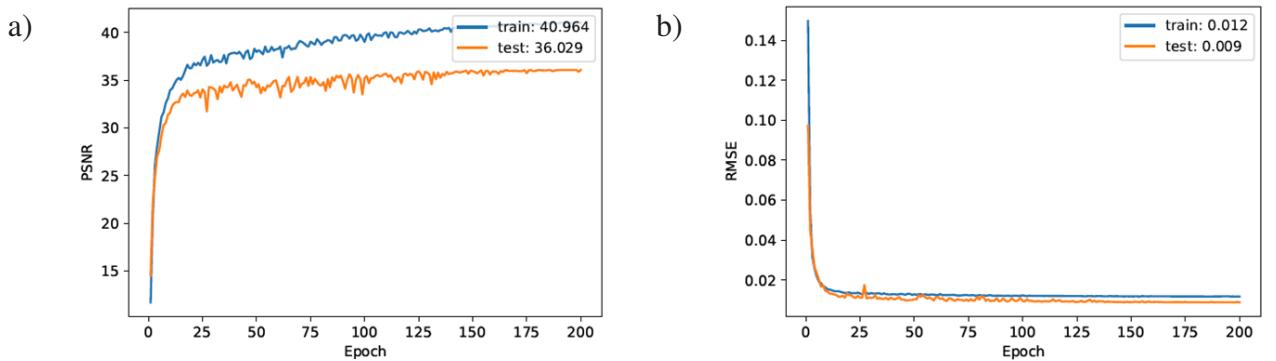


Рис.3.2. Графики, отображающие метрики PSNR и RMSE в процессе обучения на протяжении всех 200 эпох. Синий график - результаты на тренировочной выборке; оранжевый - результаты на валидационной выборке: *a* — метрика PSNR; *b* — метрика RMSE

3.1.3. Эксперименты денойзинга

В этом подпараграфе будет рассмотрен поробный анализ работы алгоритма 3D денойзинга с использованием различных методов, как нейросети Noise2Noise,

нелокального фильтра Non-local means, так и их комбинаций. Оценка будет производится с помощью описанных ранее метрик.

Измерение времени работы методов денойзинга проводилось на центральном процессоре (CPU) Intel Xeon Gold 6230 и 64 Gb RAM, предоставленных также от Yandex DataSphere. Для тестирования алгоритма

3.1.3.1. Оценка метрик алгоритма 3D денойзинга

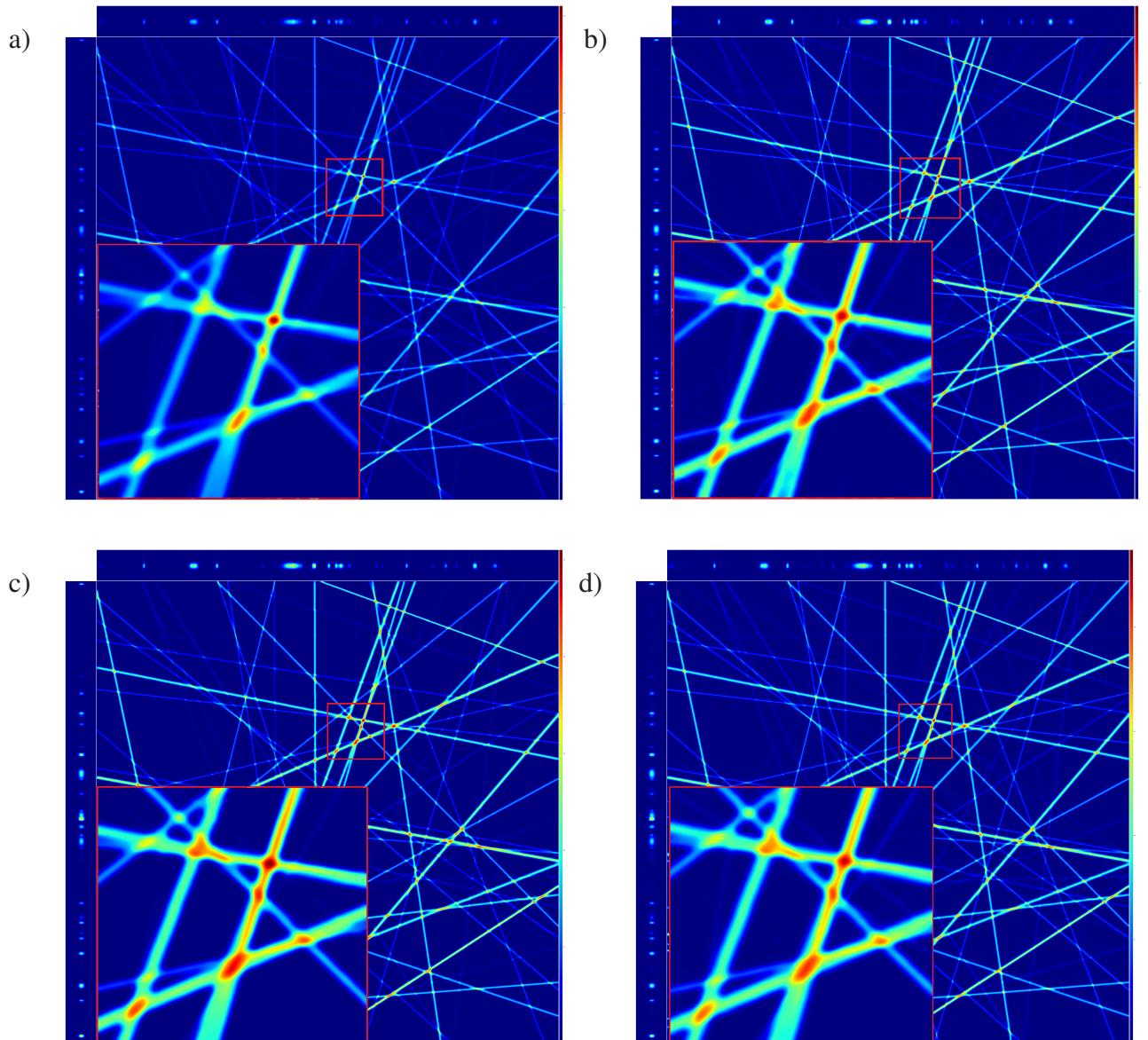


Рис.3.3. Фотографии суперкомпьютерного центра СПбПУ [spbpu-gallery]: *a* — Результат нелокального фильтра (NLM); *b* — Результат нейросети (N2N); *c* — Результат комбинации NLM+N2N; *d* — Результат комбинации N2N+NLM

Таблица 3.1

Пример представления данных для сквозного примера по ВКР [Peskov2004]

Методы	Время работы, с	RMSE	PSNR
Нелокальный фильтр, NLM	15	0.51	23.8
Нейросеть, N2N	72	0.38	24.5
NLM+N2N	87	0.37	28.7
N2N+NLM	88	0.35	29.5

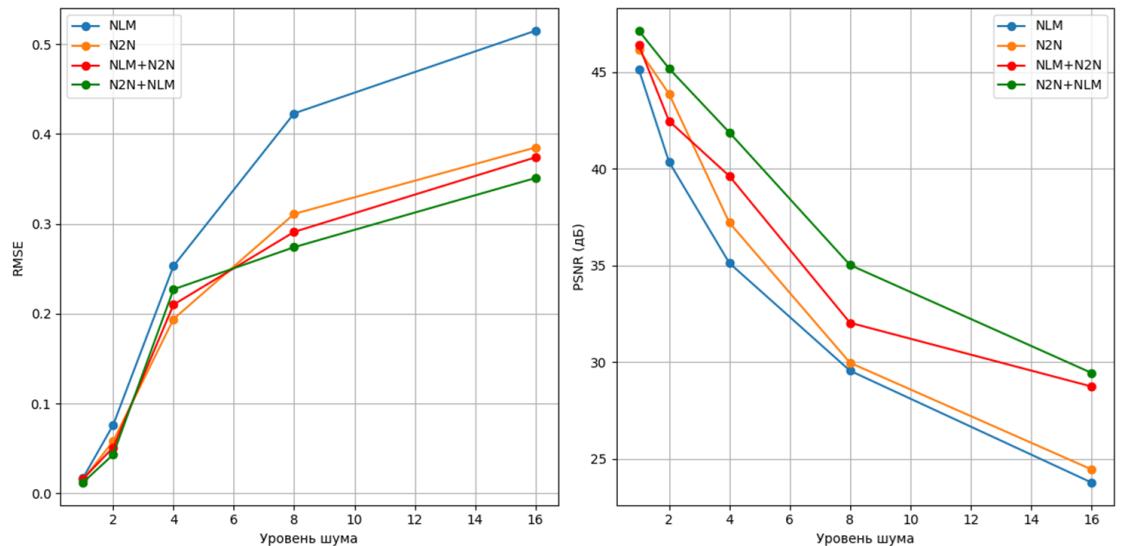


Рис.3.4. Сравнение результатов сегментации сфер с и без денойзинга

3.1.3.2. Денойзинг реальных данных

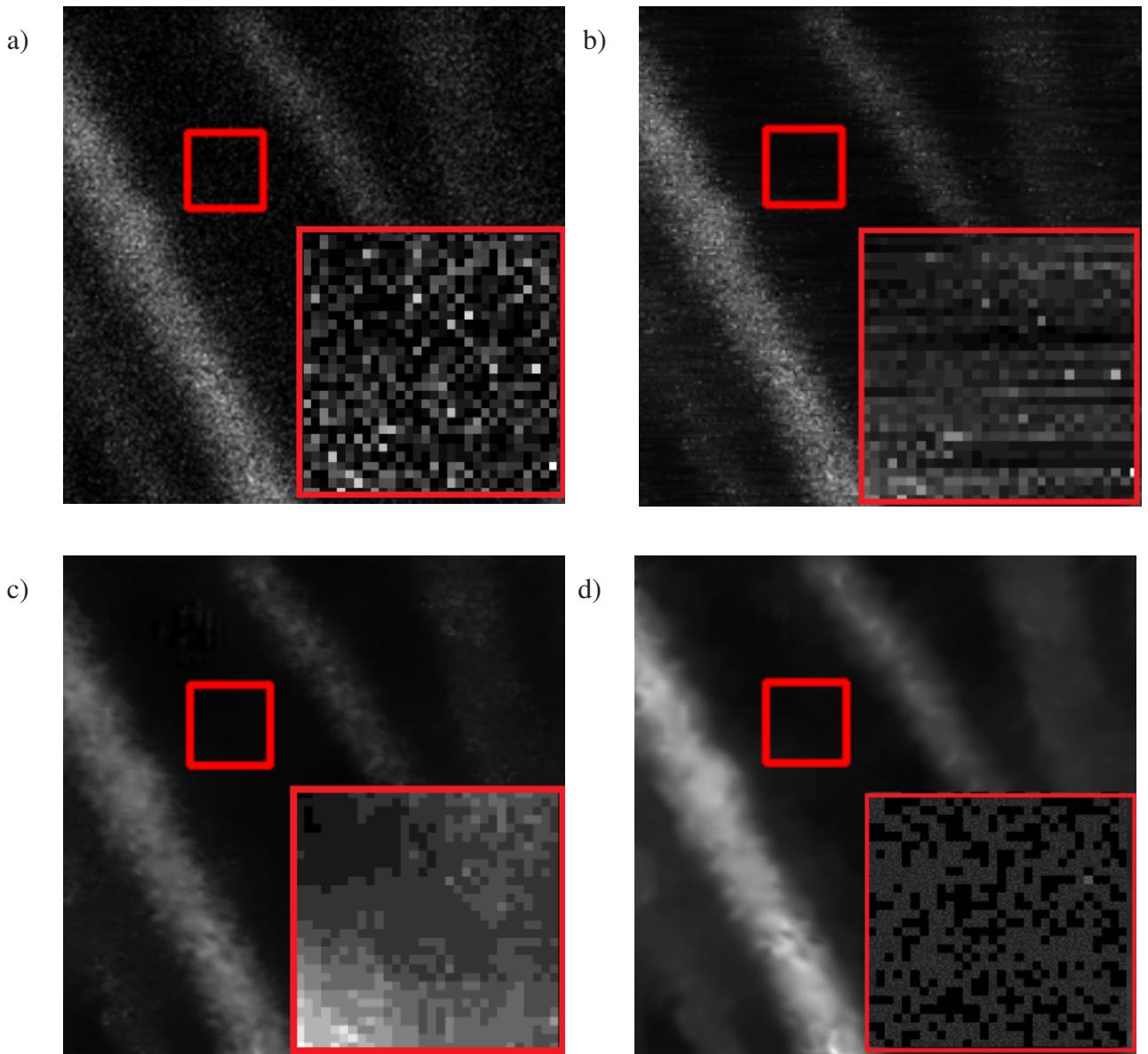


Рис.3.5. Сегмент реального снимка, не содержащий объекта [spbru-gallery]: *a* — Результат нелокального фильтра (NLM); *b* — Результат нейросети (N2N); *c* — Результат комбинации NLM+N2N; *d* — Результат комбинации N2N+NLM

3.2. Результаты автоматической сегментации

Результаты показывают, что алгоритм автоматической сегментации сфер имеет значительное преимущество перед ручной сегментацией. На примере изображения размером **36x2048x2048** время выполнения для автосегментации составило всего **0.83 секунды** с усреднением и 0.78 секунды без усреднения, в то время как **ручная сегментация** занимает значительно больше времени, около **10-15 минут**.

Эксперименты для 2-ух сегментаций проводились на CPU: **AMD Ryzen 7 5700U with Radeon Graphics 1.80 GHz**.

На рис.3.11 приведено визуальное представление результата автосегментации:

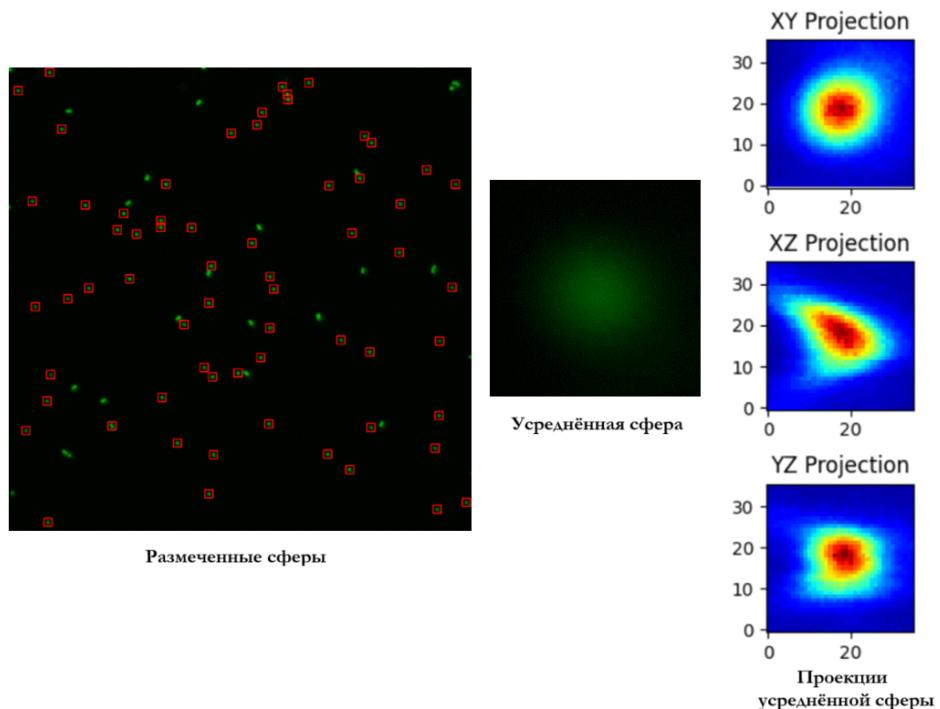


Рис.3.6. Результат автоматической сегментации сфер

Применение денойзинга значительно улучшает качество изображений. На рис.3.7 можно увидеть, что предварительно обработанное изображение со сферами нейронной сетью Noise2Noise, после процесса сегмен-

ции и усреднения даёт более округлую и отчётливую усреднённую сферу.

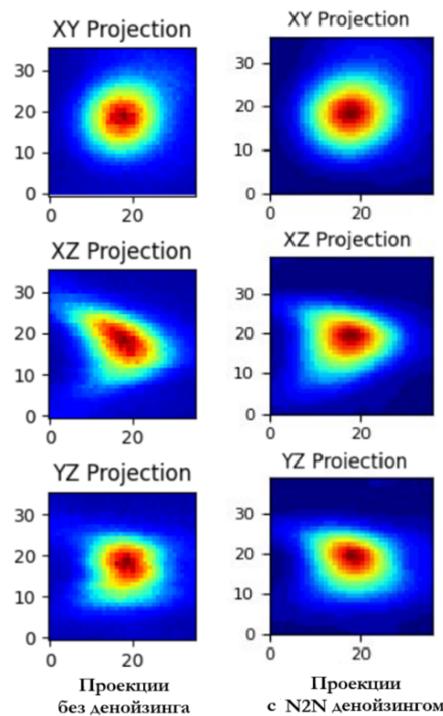


Рис.3.7. Сравнение результатов сегментации сфер с и без денойзинга

Всё выше перечисленное говорит о том, что использование автоматической сегментации сфер оправдано, особенно учитывая сложность и время, затрачиваемое на ручную сегментацию при большом количестве сфер на изображении. Применение предварительного денойзинга дополнительно улучшает точность и качество сегментации, что делает этот подход еще более полезным для обработки изображений с высоким уровнем шума.

3.3. Описание архитектуры онлайн-сервиса деконволюции

Результат проделанной работы был оформлен в виде онлайн-сервиса с встроенными процессами обработки изображений.

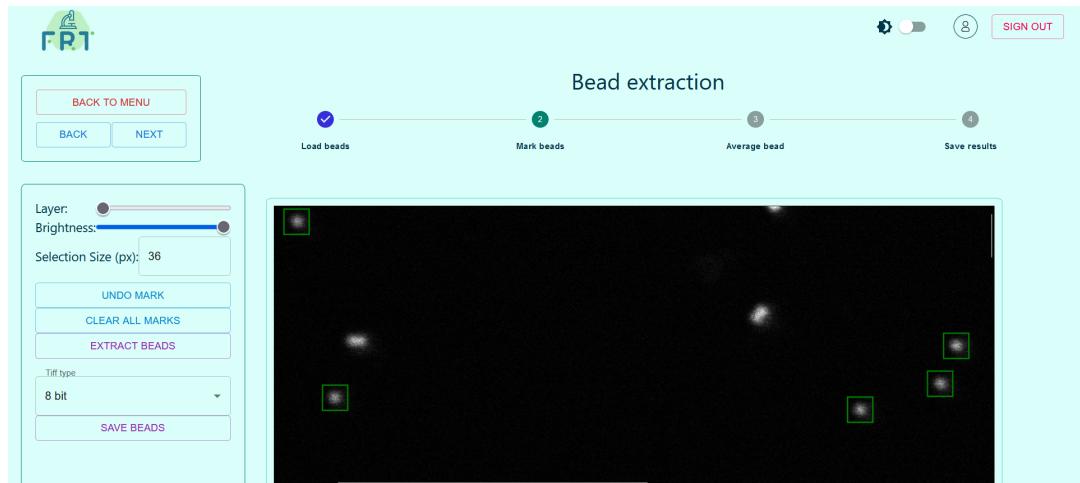


Рис.3.8. Процесс сегментации сфер



Рис.3.9. Процесс усреднения трёхмерных сфер

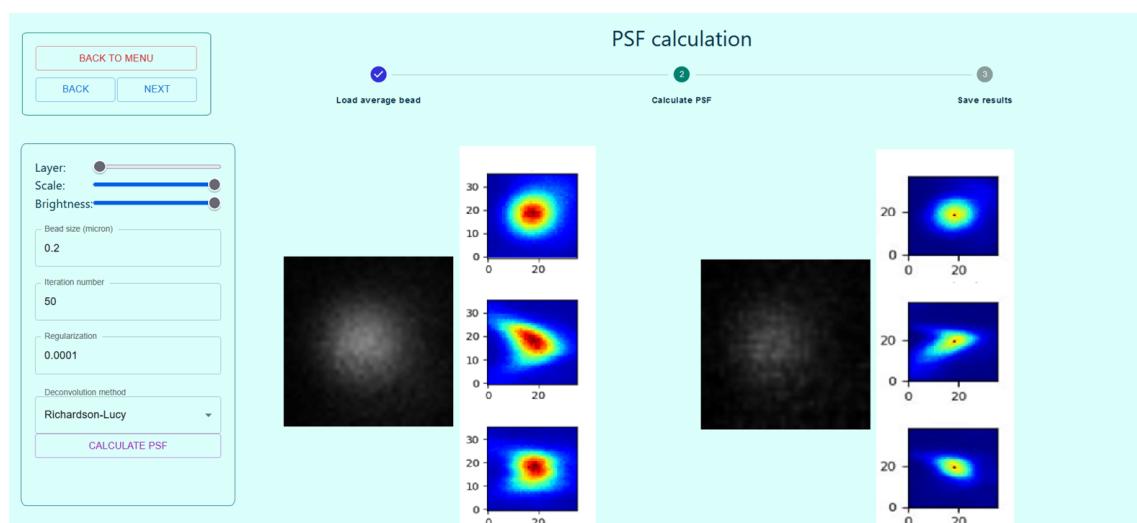


Рис.3.10. Процесс вычисления ФРТ

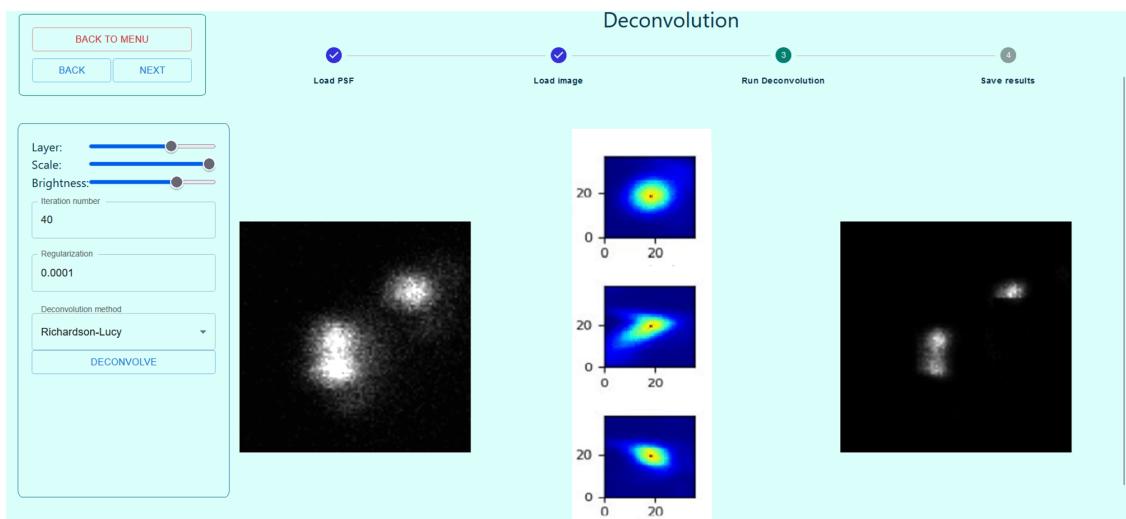


Рис.3.11. Процесс деконволюции изображений

Также данный веб-сервис обладает следующими качественными характеристиками:

- Веб-интерфейс способен работать в любом браузере и любой ОС, включая Астра Линукс.
- Обладает интерфейсом (степпер) - переход между разными этапами, сохраняющий результаты на предыдущем шаге.
- Обладает модульностью - возможностью интеграции с ПО лаборатории и загрузки изображений в базу данных (БД)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе были рассмотрены существующие методы обесшумливания двухмеренных изображений, такие как нелокальный фильтр среднего (Non-local means), а также метод глубокого обучения Noise2Noise. На основе изученного материала был разработан алгоритм 3D денойзинга, включающий в себя эти 2 подхода, а также комбинирующий их. На основе полученных результатов денойзинга можно сделать следующий выводы:

- Нелокальный фильтр демонстрирует высокую скорость работы и эффективно удаляет шумы с низкой интенсивностью.
- Нейросетевой метод позволяет удалять шумы по всему изображению. Метрики качества, такие как PSNR и RMSE, превосходят показатели нелокального фильтра (примерно 15%).
- Комбинирование вышеупомянутых методов позволило добиться улучшения метрик PSNR и RMSE, а также обеспечивают наиболее гладкий график интенсивностей на выходе.
- Шум, наблюдаемый на реальных снимках приближен к распределению Пуассона.
- Результаты методов на реальных снимках показывают уменьшение дисперсии шума, что доказывает работоспособность методов шумоподавления.
- Комбинированные методы имеют меньшие значения средних и дисперсий, что также подтверждает

Также был разработан алгоритм автоматической сегментации флуоресцентных сфер, который позволил ускорить процесс ручной сегментации на 2 порядка.

Все разработанные алгоритмы были успешно интегрированы и развернуты в веб-сервисе, созданном в сотрудничестве с Лабораторией молекулярной нейродегенерации.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- A. Sibarita, Jean-Baptiste. (2005). Deconvolution Microscopy. Advances in biochemical engineering/biotechnology. 95. 201-43. 10.1007/b102215.
- B. Yide Zhang, Yinhao Zhu, Evan Nichols, Qingfei Wang, Siyuan Zhang, Cody Smith, Scott Howard. (2015) «A Poisson-Gaussian Denoising Dataset with Real Fluorescence Microscopy Images», 2019 <https://arxiv.org/pdf/1812.10366.pdf>
- C. Gayathri and A. Srinivasan, "An efficient algorithm for image denoising using NLM and DBUTM estimation,"TENCON 2014 - 2014 IEEE Region 10 Conference, Bang-kok, Thailand, 2014, pp. 1-6, doi: 10.1109/TENCON.2014.7022388. https://www.researchgate.net/publication/282987660_An_efficient_algorithm_for_image_denoising_using_NLM_and_DBUTM_estimation
- D. GoodfellowI.J., Bengio Y., CourvilleA. Deep Learning.—Cambridge,MA, USA:MITPress,2016.—(<http://www.deeplearningbook.org>).