

В энергетике лазеры применяются для исследования плазмы, создания ядерного синтеза, очистки источников энергии. Они способны генерировать высокую энергию и использоваться для производства электроэнергии.

Спутниковая связь также не могла бы существовать без лазеров. Они используются для связи между спутниками и Землей, передачи данных с большой скоростью и точностью. Лазерные системы обеспечивают стабильную и надежную связь между объектами в космосе.

В искусстве и развлечениях лазеры также занимают важное место. Они используются для создания шоу, концертов, световых инсталляций. Лазерное освещение и проекции создают уникальные эффекты и атмосферу мероприятий.

Таким образом, лазеры являются неотъемлемой частью современного мира.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Звелто О. Принципы лазеров. – М.: Мир, 1990. – 560 с.
2. Айрапетян В.С., Ушаков О.К. Физика лазеров. – М.: СГГА, 2012. – 134 с.
3. Щербаков И.А. Лазер. Большая российская энциклопедия. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://bigenc.ru/c/lazer-430c3c> (дата обращения: 15.11.2024).
4. Макаров Д. Лазер. Устройство, принцип работы, свойства, применение лазера. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.asutpp.ru/lazer.html> (дата обращения: 15.11.2024).
5. Харанжевский Е.В., Кривилев М.Д. Физика лазеров, лазерные технологии и методы математического моделирования лазерного воздействия на вещество / под общ. ред. П.К. Галенко. – Ижевск: Удмуртский университет, 2011. – 187 с.
6. Борейшо А.С., Ивакин С.В. Лазеры: устройство и действие. – СПб.: Лань, 2016. – 304 с.

ПРИМЕНЕНИЕ АВТОЭНКODЕРОВ ДЛЯ УМЕНЬШЕНИЯ ВРЕМЕНИ СКАНИРОВАНИЯ ТОМОГРАФИЧЕСКИХ ОБРАЗЦОВ

М.И. Волков

Томский политехнический университет, ИШФВП, гр. АЗ-05

Научный руководитель: А. Э. Шевелев, к.ф.-м.н., научный сотрудник

Метод компьютерной томографии является одним из способов исследования внутренней структуры образца без его разрушения. Таким способом часто исследуется внутренняя структура образцов горных пород или бетонов. Исследование образцов рентгеновским излучением основывается на различии в прохождении рентгеновского излучения в зависимости от плотности объектов в породе (например, излучение спокойно проходит через воздушные поры и практически не проходит через очень плотные камни) [1].

После проведения компьютерной томографии исследуемого образца на выходе получают последовательно идущие связанные между собой изображения, которые отличаются степенью зашумленности, контрастом, типом наблюдаемого шума и многими другими параметрами [2, 3]. Помимо этого, полученные результаты будут зависеть от используемого оборудования и программного обеспечения. Качество сканирования для одного и того же томографа и программного обеспечения будет зависеть от параметров сканирования, важную роль в которых играет усреднение – процесс, при котором несколько проекций комбинируются для создания одного итогового изображения. Усреднение помогает уменьшить влияние случайных шумов и артефактов, которые могут возникнуть в процессе сканирования. Чем больше значения усреднения, тем меньше шума будет на изображении и тем больше высококачественных деталей будет сохранено.

В данной работе представлены результаты по восстановлению высококачественных деталей для отдельных объектов на изображениях.

В качестве входных данных выступали томографические изображения образца бетона. Набор данных представлял из себя пары изображений. Одна пара содержала изображения с усреднениями 1 и 4. Усреднение помогает уменьшить влияние случайных шумов и артефактов, которые могут возникнуть в процессе сканирования. Обучая нейросеть на таких данных, подавая на вход изображение с усреднением 1, а в качестве целевого – изображение с усреднением 4, получим автоэнкодер, способный улучшить качество изображений для подобного рода данных.

Обучающая выборка представляла из себя следующие пары изображений: на входе – изображения с усреднением 1, а на выходе – с усреднением 4. Ожидалось, что обученная нейросеть обучится на улучшение качества границ и мелких деталей на изображении. Помимо этого, такую нейросеть может быть использована для уменьшения времени сканирования похожих образцов: проводится достаточно качественное сканирование первого образца, далее нейросеть обучается на этих результатах и сканирование последующих образцов проводится с минимальным усреднением, но с дальнейшей обработкой нейросетью. Пример одной пары изображений из тестовой выборки представлен на рис. 1, а и б.

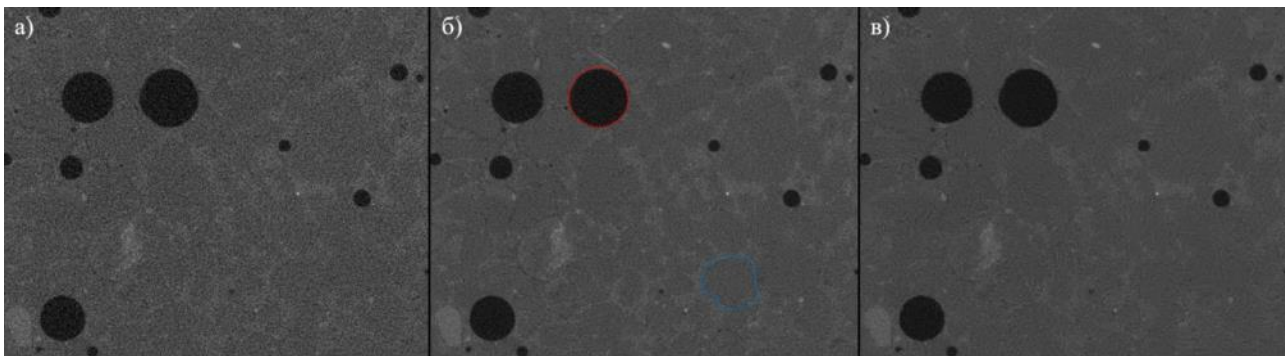


Рис. 1. Изображение среза бетона с усреднением 1 (а), с усреднением 4 (б) и изображение с усреднением 1 после обработки BM3D (в). Красным цветом показан объект воздуха, синим – объект гальки

В качестве эталонного инструмента по шумоподавлению в данной работе использован метод пространственной фильтрации BM3D, который базируется на методе Non-local means и Вейвлет преобразовании. Данный метод шумоподавления выбран вследствие простоты использования и высокой степени подавления шума на обрабатываемых изображениях (по критерию SNR) [4]. Пример проведения шумоподавления методом BM3D для изображения с усреднением 1 представлен на рис. 2, в. Среднее значение SNR, взятое для нескольких объектов, для воздуха увеличилось со значения 1,67 до 5,42, для объектов гальки с 4,35 до 12,7. К минусам данного метода можно отнести появление артефактов и размытие изображения.

В качестве нейросети использовалась U-Net архитектура [5] которая использовалась для задачи сегментации. Количество выходных каналов было изменено на значение 1, функция активации softmax заменена на линейную. Удалены слои batch_normalization поскольку их наличие приводило к низкой эффективности работы нейросети по метрикам. Для уменьшения переобучения нейросети в несколько раз уменьшено число ее параметров (фильтров), что положительно сказалось на эффективности ее работы.

Обучение нейросети производилось с использованием библиотеки Pytorch на языке Python. Для обучения и тестирования моделей использовался ПК с видеокартой NVIDIA GeForce RTX 4090, процессор – AMD Ryzen 9 7950 16-Core 4.5 ГГц и размером оперативной памяти 64 Гб. Обучающие и проверочные данные использовались на этапе обучения модели, тестовые – для проверки результатов обучения. Для обучения и проверки нейросети использовались 85 пар изображений с размерами 2048×2048. Каждое такое изображение разбивалось на изображения

размерами 256×256 . После этого, размер общей выборки составил 5440 изображений. В качестве метода аугментации выступали повороты изображений. После аугментации общее число изображений составило 27200. Параметры обучения представлены в табл. 1.

Таблица 3. Параметры обучения нейросети

Параметр	Значение
Число обучающих изображений (256×256)	24480
Число проверочных изображений (256×256)	2720
Число тестовых изображений (2048×2048)	9
Batch size	16
Скорость обучения (Learning rate)	0.001
Сокращение веса (Weight decay)	0
Число эпох обучения	80
Функция потерь	MSE
Используемые метрики	PSNR, SSIM

Зависимости метрик PSNR и SSIM от числа эпох для обучающей и проверочной выборок в процессе обучения приведена на рис. 2.

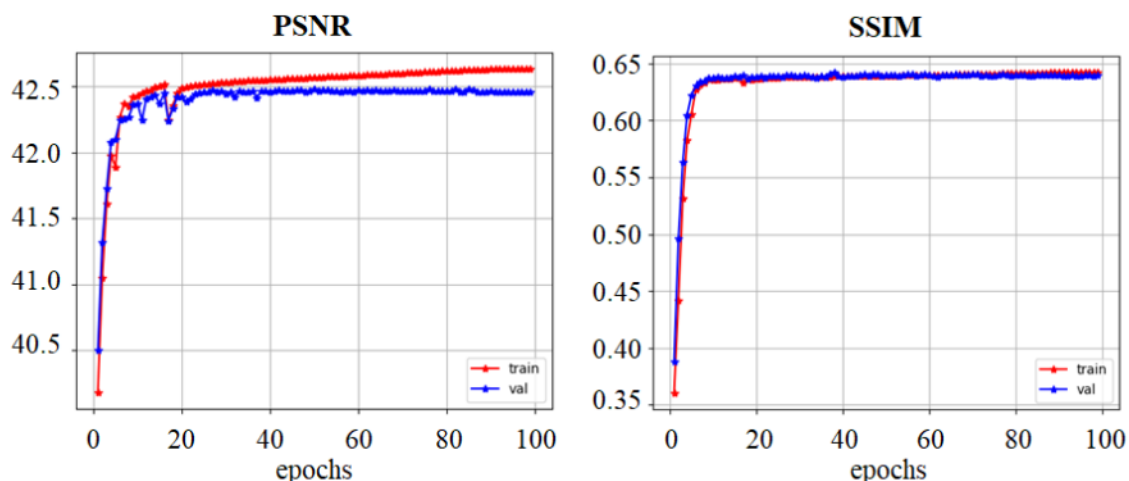


Рис. 2. Зависимость PSNR (слева) и SSIM (справа) на обучающей и проверочной выборках от числа эпох

Среднее время предсказания одного изображения размерами 2048×2048 для нейросети составило 0,13 с (для метода BM3D составляет 6,12 с). Примеры результатов предсказания для тестовых изображений представлены на рис. 3.

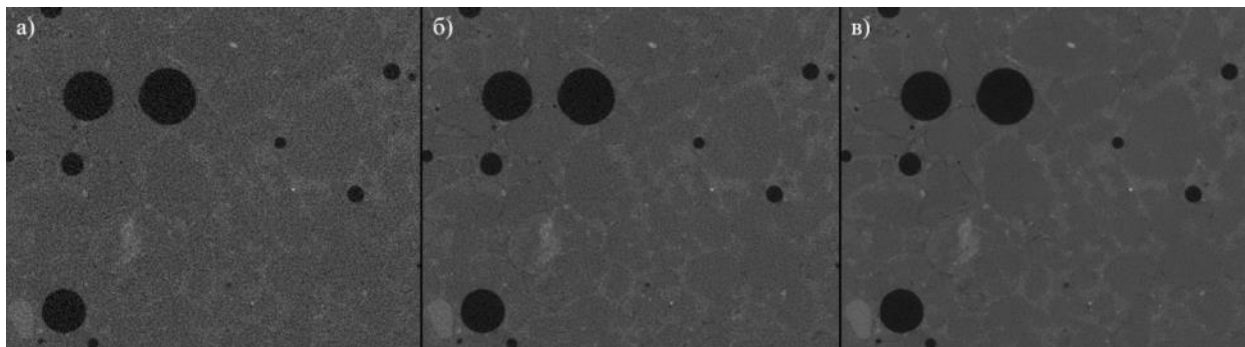


Рис. 3. Сравнение изображений с усреднениями 1 (а) и 4 (б) с результатом предсказания 1-го варианта нейросети (в)

Результаты сравнения SNR для изображений из тестовой выборки для объектов воздуха и крупной гальки представлены в табл. 2. (Данные по SNR представлены усреднены для 3х изображений).

Таблица 2. Результаты сравнения SNR для обучающих данных

	Воздух	Галька
Изображение с усреднением 1	1,66	4,98
Изображение с усреднением 4	2,94	8,71
Изображение с усреднением 1 после BM3D	5,94	14,75
нейросеть	5,45	16,05

В ходе проделанной работы реализована часть программного обеспечения по восстановлению высококачественных деталей для отдельных объектов на изображениях и проведено сравнение их результатов с результатами, полученным при шумоподавлении исходных изображений методом BM3D.

Значения SNR для объектов воздуха и гальки у 1-й вариант нейросети на тестовой выборке составили 5,45 и 16,05 соответственно, что достаточно близко к значениям от обработки изображений с усреднением 1 методом BM3D (воздух – 5,94, галька – 14,75). Помимо этого, использование 1-го варианта нейросети улучшило качество границ и мелких деталей на тестовых изображениях в отличие от BM3D. Исходя из этого данную нейросеть можно использовать для уменьшения времени сканирования похожих образцов, применяя её к изображениям с усреднением 1. Среднее время предсказания одного изображения размерами 2048×2048 для нейросети составило 0,13 с в то время как для метода BM3D это заняло 6,12 с.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Иванов М.К., Бурлин Ю.К., Калмыков Г.А. Петрофизические методы исследования кернового материала. – Москва : Изд-во Моск. ун-та, 2008. – 115 с.
2. Digital Rocks // Browse Projects. 2024. – URL: www.digitalrockportal.org/projects/ (дата обращения 18.11.2024).
3. Зиньков А.В., Макишин В.Н. Цифровизация керна. – Владивосток: Изд-во Дальневост. федерал. ун-та, 2023. – 73 с.
4. Python package index // bm3d 4.0.1. 2024. – URL: <https://pypi.org/project/bm3d/> (дата обращения 18.11.2024).
5. Kaggle // UNet for Building Segmentation (PyTorch). 2020. – URL: <https://www.kaggle.com/code/balraj98/unet-for-building-segmentation-pytorch> (дата обращения 18.11.2024).

АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ ПРОГРАММНО-ТЕХНИЧЕСКОЙ СРЕДЫ ДЛЯ ТЕСТИРОВАНИЯ УСТРОЙСТВ РЕЛЕЙНОЙ ЗАЩИТЫ НА БАЗЕ ПАК RTDS

Д.И. Шахнович

Томский политехнический университет, ИШЭ, ОЭЭ, группа 5АМ41

Научный руководитель: А.Б. Аскаров, к.т.н., старший преподаватель ОЭЭ ИШЭ ТПУ

В связи с постоянным развитием электрических сетей актуальной проблемой остается переход действующих объектов электросетевого хозяйства на более эффективные устройства защиты. Результаты данной работы могут быть использованы при проверке устройств релейной защиты (РЗ), что положительно отразится на надежности энергосистемы. Преимущество современных систем релейной защиты, кроме измерения и контроля совокупности параметров сети, в том, что они дополнительно оснащаются вычислительными комплексами и различными пользовательскими интерфейсами, включёнными в микропроцессорные терминалы.