

СЕМАНТИЧЕСКАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ ВОЗДУХА В КЕРНАХ С ШУМОПОДАВЛЕНИЕМ И ПОСТОБРАБОТКОЙ

Волков М.И.¹, Каргина П.С.²

¹Научно-образовательный центр перспективных исследований, инженер, e-mail: miv5@tpu.ru

²Томский политехнический университет, ИЯТШ, 0БМ21, e-mail: psk22@tpu.ru

Аннотация

В данной работе представлены результаты по семантической сегментации воздуха для цифровых кернов из бетона. В качестве предобработки изображений использованы нормировка яркости и шумоподавление.

Ключевые слова: семантическая сегментация пор воздуха, шумоподавление, BM3D, постобработка, медианный фильтр.

Введение

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 керна на выходе получается цифровой kern – оцифрованная модель образца, которая представляет из себя совокупность последовательно идущих изображений. Многообразие исследуемых образцов приводит к тому, что цифровые керны отличаются степенью зашумленности изображений, контрастом, типом наблюдаемого шума и многими другими параметрами. Помимо этого, полученные результаты будут зависеть от используемого оборудования и программного обеспечения для получения цифровых кернов.

После томографии цифровой kern обрабатывается различными алгоритмами для получения информации о его внутренней структуре. В данной работе представлены результаты по семантической сегментации пор воздуха в образце бетона для их анализа (в частности, для подсчета числа пор в образце, их расположении, занимаемую ими площадь итд). Помимо семантической сегментации в работе присутствует предобработка данных (шумоподавление и нормировка яркости изображений) и постобработка. Эти результаты необходимы для получения вышеописанных характеристик пор воздуха в исследуемых образцах бетонов. Актуальность данной работы заключается в нетривиальности проведения сегментации вследствие большого разнообразия структур исследуемых образцов и разной степени зашумленности исследуемых цифровых кернов [2].

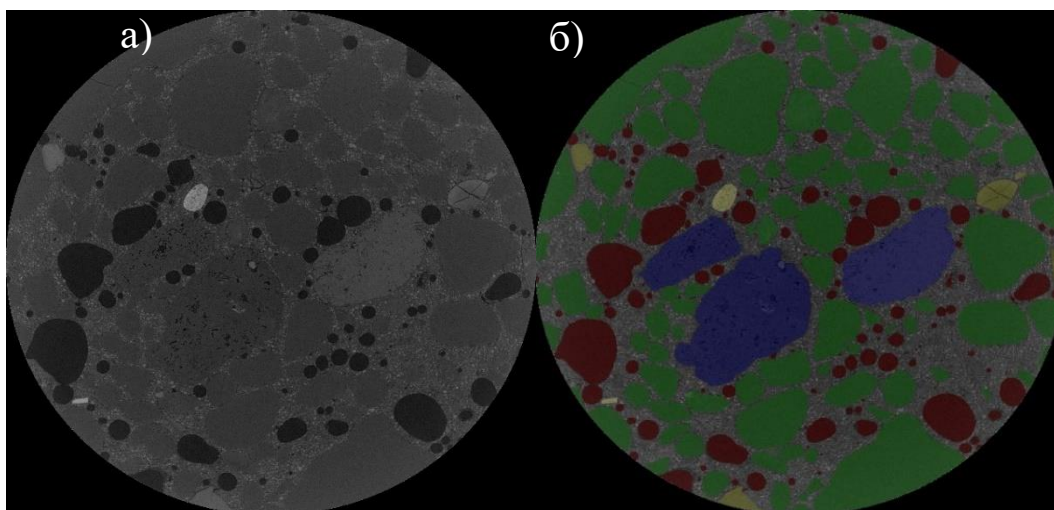
Новизна: все используют другие инструменты по постобработке.

Целью данной работы являлось написание части программного обеспечения для проведения семантической бинарной сегментации воздуха с точностью выше 90 % по метрике IOU (на тестовой выборке) для дальнейшего анализа внутренней структуры пор воздуха на изображениях бетонов.

Основная часть

В качестве входных данных выступали цифровые керны, которые представляют из себя последовательные срезы образца бетона. Для обучения и тестирования нейросети использованы 2048 изображений с разрешением 2048*2048.

Пример одного из срезов представлен на рис. 1.



*Рис. 1. Изображение (а) и это же изображение с наложенной на него маской (б)
(зеленым цветом отмечена «простая галька», синим – «пористая галька», желтым- «сложная галька»,
красным отмечен воздух)*

Изображения, которые необходимо сегментировать, содержат 4 основных класса: песок, галька, воздух и непрореагировавший цемент (он на рисунке не показан). Саму гальку можно разделить на несколько видов: «простая галька» (в данной работе сюда отнесли песок и однородную гальку), «пористая галька» и «сложная галька» (далее названия будут использованы без кавычек). Данные определения придуманы автором и не являются общепринятыми. На рис. 1 в качестве примера разными цветами обозначены выделенные в этой работе виды гальки. В данной работе рассмотрена только задача сегментации воздуха.

Поскольку срезы бетона последовательные, то сами изображения имеют структуру вдоль трех осей, т.е. данные трехмерные. Маски должны также обладать трехмерной структурой, что накладывает на них ограничения непрерывности: объекты в маске не должны резко появляться или пропадать. Это условие необходимо для работы программы, которая считает количество пор, их размеры и другие параметры из трехмерной маски. Если объект воздуха будет резко появляться и пропадать вдоль одной из осей (то есть объекты воздуха на масках будут прерываться, например, из-за несовершенства работы нейросети), то программа по подсчету объектов воздуха будет давать завышенное число объектов воздуха для такой трёхмерной маски. Например, когда на n -ом изображении определен объект воздуха, а на изображениях с номерами $n-1$, $n-2$, $n+1$, $n+2$ воздух сегментирован, то программа по подсчету количества объектов воздуха на изображении выдаст завышенные результаты: вместо одного объекта программа увидит два. В рамках данной работы данная проблема носит название «проблема исчезновения воздуха».

Шумоподавление на изображениях методом BM3D

Для увеличения эффективности семантической сегментации необходимо уменьшить шум на изображениях.

Подавление шума может быть реализовано с помощью методов фильтрации [3], вариационных методов шумоподавления, нейронных сетей (например, CNN [4], GAN-архитектуры). В данной работе в качестве инструмента для шумоподавления использован метод пространственной фильтрации BM3D, поскольку он достаточно хорошо работает и является простым в использовании.

Результаты проведения шумоподавления для разных классов представлены на рис. 2.

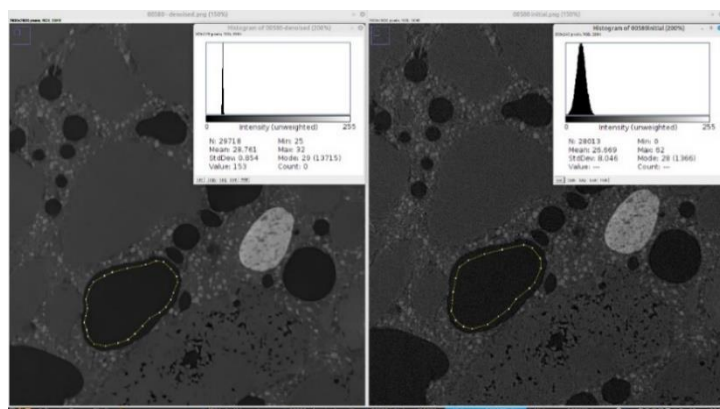


Рис. 2. Изображения с указанным объектом воздуха, гистограммы этих объектов до (справа) и после (слева) шумоподавления

Из полученных результатов видно: после шумоподавления ширина распределения пикселей воздуха стала составлять несколько пикселей. Ожидается, что это должно облегчить сегментацию воздуха.

Обучение и тестирование модели

В качестве предобработки изображений использованы шумоподавление, нормировка яркости и нормализация. Нормировка яркости необходима для приведения всех гистограмм изображений к практически одному и тому же виду. В результате яркость и контрастность изображений будут приблизительно одинаковыми. В качестве инструмента для шумоподавления использован алгоритм BM3D, который базируется на методе Non-local means.

Изучая датасеты можно увидеть, что объекты воздуха могут иметь различную площадь на изображениях вплоть до нескольких пикселей. Помимо этого, объекты имеют расплывчатые границы, которые могут быть обнаружены только при большом приближении. В результате сжатия таких изображений довольно много информации будет потеряно. Исходя из этого, одним из критериев для данной задачи является высокое разрешение изображений. Помимо этого, тренировку нейросети необходимо было проводить на ПК (одно из условий в техзадании). Эти условия наложили ограничения на применение трехмерных архитектур нейросетей (не хватит памяти GPU чтобы вместить одно трехмерное изображение) и на применение сторонних сервисов (например, Google Colab).

Исходные изображения с размерами 2048×2048 сжимались до размеров 1024×1024. Сегментация производилась с использованием библиотеки Pytorch. Для работы было размечено всего 18 изображений (малое число изображений в обучающей выборке является особенностью данной работы). Параметры обучения нейросети представлены в таблице 1.

Таблица 1

Параметры обучения нейросети

Параметр	Значение
Количество классов	2 (воздух и фон)
Число обучающих изображений	12
Число валидационных изображений	4
Число тестовых изображений	2
Число аугментированных изображений	400
Используемые методы в аугментации	A.ImageCompression, A.GlassBlur, A.GaussNoise, A.RandomResizedCrop, A.RandomRotate90, A.SafeRotate, A.VerticalFlip, A.HorizontalFlip
Batch size	2
Скорость обучения (Learning rate)	0.001
Сокращение веса (Weight decay)	0.001
Число эпох обучения	80
Используемая модель	smp.Unet(encoder_name= 'resnet18')
Функция потерь	CrossEntropyLoss
Используемые метрики	IOU, accuracy

Зависимость метрик IOU и ассигасы от числа эпох в процессе обучения приведена на рис. 3.

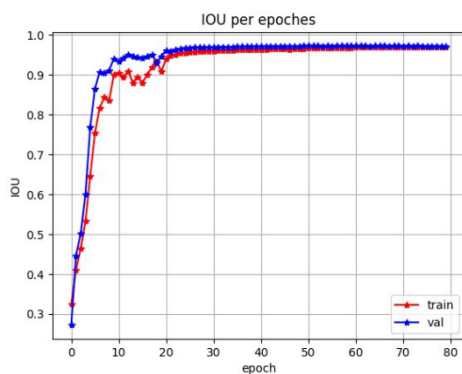


Рис. 3. Зависимость IOU на обучающей и валидационной выборках от числа эпох

При дальнейшем увеличении числа эпох наблюдалось снижение эффективности на валидационной выборке и увеличение ее на обучающей (переобучение). Эффективность сегментации на тестовых данных составила 0.944.

После теста модель была использована для предсказания масок для неразмеченных изображений в цифровом керне. В качестве примера на рис. 4 представлены 2 исходных изображения (а и г) и соответствующие предсказанные маски (б и д), которые имеют «проблему исчезновения воздуха».

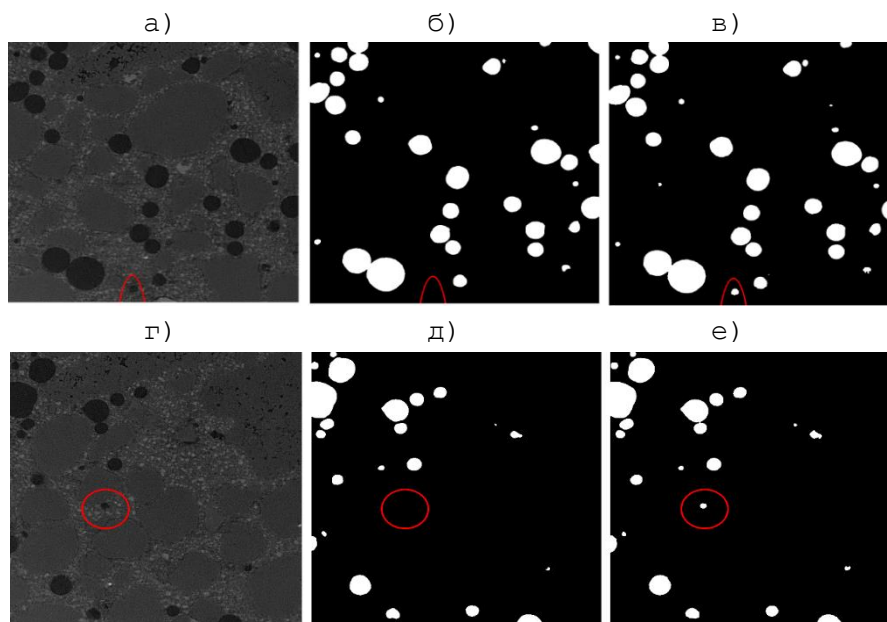


Рис. 4. Примеры сегментации двух разных изображений (а и г), их масок без применения постобработки (б и д) и масок с применением постобработки (в и е).

В красном кругу находится воздух, который отсутствовал на масках без применения постобработки

Из приведенных результатов видно, что нейросеть сегментирует практически весь воздух на изображении. Однако, на масках все еще видна «проблема исчезновения воздуха». В данном случае эта проблема вероятно возникает по следующим причинам:

- 1) очень малое количество изображений в тренировочной выборке;
- 2) использование 2Д-архитектуры вместо 3Д.

В связи с недостатком времени на разметку данных данную проблему было принято решить с использованием алгоритмов постобработки. В качестве постобработки выступал следующий метод, состоящий из нескольких этапов. Первый этап заключается в проведении сегментации в трёх проекциях (по осям ox , oy , oz). Иными словами, изображения были отсегментированы еще в двух проекциях. Далее три полученные объемные маски складываются попиксельно по логике «2 из 3»: если данный пиксель отмечен классом "воздух" как минимум на двух масках, то на новой маске он будет отмечен также (если нет – пиксель с такими координатами будет помечен классом «фон»). Далее

полученная объемная маска фильтруется медианным фильтром с шагом (3,3). Применение фильтра обусловлено тем, что маски в остальных двух проекциях сегментируются достаточно «рвано» и полученная сложением по логике «2 из 3» маска получается сильно зашумленной.

В результате применения такой постобработки удалось практически полностью избавиться от «проблемы исчезновения воздуха». Из датасета для предсказания выбраны 25 изображений, в которых после сегментации без постобработки выявлена «проблема исчезновения воздуха». Далее эти же изображения были проанализированы после применения постобработки. В результате из 25 изображений воздух пропал только на 2 масках после применения постобработки. Примеры результатов постобработки представлены на рисунке 4 справа.

К минусам такого алгоритма можно отнести:

1) долгое время вычислений. Требуется в три раза больше времени относительно времени сегментации датасета (поскольку производится сегментация по осям ox , oy , oz). Помимо этого, фильтрация полученных масок медианным фильтром занимает более часа для трехмерной маски размерами $1024*1024*1024$;

2) использование медианного фильтра будет искажать размеры объектов воздуха на масках, что даст погрешность при расчете их характеристик.

В дальнейшем планируется использование других алгоритмов постобработки и сравнение полученных результатов с используемым в данной работе методом.

Заключение

В ходе проделанной работы реализована часть программного обеспечения, которая ответственна за сегментацию воздуха в цифровых ядрах с точностью по метрике $IOU=94.4\%$ (на тестовой выборке). В качестве предобработки выступал метод BM3D. Возникшую «проблему исчезновения воздуха» была решена с использованием сегментации в трех направлениях с последующим суммированием полученных масок по логике «2 из 3» и дальнейшей трехмерной фильтрацией полученной объемной маски. Полученная объемная маска может быть использована для дальнейшего анализа внутренней структуры пор воздуха на изображениях бетонов.

Используемый метод для постобработки не может быть использован в программном обеспечении из-за слишком большого времени обработки. Однако, данный метод может быть использован для увеличения количества изображений в датасете при условии сложности разметки, поскольку он увеличивает эффективность работы нейросети и позволяет учесть 3D структуру данных без использования нейросетей с 3D-архитектурой.

Список использованных источников

1. Иванов М.К., Бурлин Ю.К., Калмыков Г.А. Петрофизические методы исследования ядерного материала: учебное пособие. – М.: Изд-во Моск. ун-та, – 2008. – С. 91–97.
2. Digital Rocks // Browse Projects: сайт. – 2024. – URL: www.digitalrockportal.org/projects/
3. Гонсалес Р., Вудс Р., Ричард Е. Вудс. Цифровая обработка изображений. – М.: Изд-во Техносфера, – 2012. – 1104 с.
4. CNN с комплексным знаком для шумоподавления медицинских изображений // MLCENTRE. – 2024. – URL: <https://mlcentre.ru/articles/629239/>.