МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное автономное образовательное   
учреждение высшего образования   
«Южный федеральный университет»

Институт математики, механики   
и компьютерных наук им. И. И. Воровича

Кафедра теории упругости

Пандов Вячеслав Дмитриевич

ОПРЕДЕЛЕНИЕ И СЕГМЕНТАЦИЯ ТРЕЩИН НА ПОВЕРХНОСТИ ПРИ ПОМОЩИ СВЁРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА  
по направлению подготовки

01.03.02— Прикладная математика и информатика

**Научный руководитель** –   
доц. Карякин Михаил Игорьевич

Допущено к защите:  
заведующий кафедрой \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Ватульян А.О.

Ростов-на-Дону – 2021

Оглавление

[Введение 2](#_Toc71241979)

[Постановка задачи 4](#_Toc71241980)

[Глава 1. Подготовка данных 8](#_Toc71241981)

[1.1 Описание набора данных 8](#_Toc71241982)

[Глава 2. Применение глубоких нейронных сетей 12](#_Toc71241983)

[2.1 Свёрточная нейронная сеть 12](#_Toc71241984)

[Глава 3. Эксперименты и результаты 19](#_Toc71241985)

[Выводы 20](#_Toc71241986)

[Заключение 21](#_Toc71241987)

[Список литературы 22](#_Toc71241988)

# Введение

Любой материал имеет свойство изнашиваться и впоследствии разрушаться. В результате на его поверхности появляются дефекты в виде трещин. Это может создавать разного рода проблемы и даже чрезвычайно опасные ситуации, скорость и методы решения которых в первую очередь зависят от сферы деятельности. Среди таких сфер можно выделить следующие.

1. Реконструкция фасадов зданий.

Для выявления причины появления трещин используют так называемые «маяки» (щелемеры), которые крепятся непосредственно в области разрушения и помогают отслеживать динамику его развития. Однако такие приспособления имеют ряд недостатков. «Простые» версии ограничены в своей информативности, а современные электронные аналоги часто подвержены краже и вандализму.

1. Краш-тесты.

Различные материалы подвергают критическим нагрузкам, вследствие чего также появляются трещины.

1. Отбраковка продукции на производстве.

При производстве газобетонных блоков, древесины и т. п. очень важно вовремя исключать из конвейера изделия с дефектами

Методы машинного обучения позволяют улучшить эффективность проведения описанных выше мероприятий используя системы фото и видеонаблюдение. Анализируя поток изображений с камеры, можно определять наличие дефектов и выделять сегменты трещин. Такой информации достаточно для расчетов всех необходимых метрических характеристик трещин.

В компьютерном зрении задача сегментации трещин на поверхности относится к семейству задач «Semantic Image Segmentation» [1]. Цель такого рода задач заключается в попиксельной локализации целевого объекта на изображении. Для каждой отдельно взятой картинки результатом локализации будет выступать так называемая «бинарная маска» — одноканальное бинарное изображение (Рисунок 1). Пиксели такой маски обычно обозначают 1, если на соответствующем пикселе входного изображения присутствует искомый целевой объект, и обозначают 0, если на соответствующем пикселе объект отсутствует.

Изображение выглядит как текст

Автоматически созданное описание

Рисунок 1. Пример сегментации трещин по картинке

Однако, для получения однозначного ответа на вопрос «Есть ли трещина?», необходимо реализовать дополнительный алгоритм, анализирующий полученную бинарную маску. Такой подход требует дополнительных издержек как вычислительных, так и временных, которые являются излишеством в следующих ситуациях.

1. Получение ответа на вопрос «Есть ли трещина?» является более приоритетным, чем получение бинарной маски. Возможно, в отрицательном случае такая маска вовсе не нужна.
2. Анализируемый поток информации по большей части не содержит «трещин», и дополнительного анализа таких данных, в том числе и построение маски, вовсе не требуется.

Дальше будет рассмотрен подход, позволяющий определить наличие трещины на картинке, не требующий построения бинарной маски, делая это самое построение опциональным.

# Постановка задачи

Целью данной работы является описание, реализация и обучение модели для определения и сегментации трещин на поверхности по изображению.

**Сегментация.** Для решения задачи сегментации в глубоком обучении используют различные архитектуры генеративных нейронных сетей, относящихся семейству «Variance Autoencoders (VAEs)» [2]. Такие архитектуры состоят из трёх основных компонент, которые взаимодействуют между собой следующим образом:

1. Кодировщик. Исходный набор картинок подается в энкодер. Задача энкодера определенным образом «сжать» информацию в так называемое «сжатое представление». Такое сжатие происходит путем многократного пропуска информации через последовательность обученных блоков.
2. Сжатое представление. На этом уровне никакого сжатия не происходит. Здесь сжатая информация дополнительно проходит через обученные блоки. Цель этого блока – обработать сжатое представление и подготовить его к обратной реконструкции, которой занимается декодер.
3. Декодер. Завершающий слой, реконструирующий сжатое представление к необходимому виду. Реконструкция происходит за счет обратных свёрточных преобразований.

Таким образом, имея входные данные на выходе необходимо получить представление вида следующим образом (Рисунок 2.):

где – слой кодировщика, – сжатое представление, – слой декодера.



Рисунок 2. Принцип работы архитектур семейства «VAEs».

**Классификация.** Задачу определения наличия трещины можно сформулировать как задачу классификации. С этой точки зрения класс 1 будет обозначать присутствие трещины на картинке, а класс 0 её отсутствие. Тогда рассматривая все те же входные данные из сжатого представления необходимо получить бинарное представление :

где – вероятность того, что на картинке присутствует трещина, – некоторый фиксированный порог строгости классификации.

# Глава 1. Подготовка данных

# 1.1 Описание набора данных

Для обучения и тестирования модели был взят набор данных под названием «Crack Segmentation» [\*]. Это большая база, состоящая из 11,298 пар изображений размера 448x448 пикселей. В каждой такой паре первая картинка представляет из себя цветную фотографию некоторой поверхности, а вторая картинка — это бинарная маска, в которой все пиксели, содержащие трещины из первой картинке, окрашены белым, а все остальные пиксели черным (Рисунок 3.).



Рисунок 3. Представление данных.

Техника «обучение с учителем» [\*] – когда модель обучается на заранее размеченном наборе данных, предполагает разделение всего набора данных на 2 части – тренировочную и проверочную. На тренировочной подвыборке модель изменяет своё состояние, то есть обучается, а на проверочной нет. Такой подход гарантирует честность и объективность подсчета метрик в процессе обучения. Описанный выше набор данных изначально разбит на 2 соответствующих каталога, из которых 9,603 экземпляров относятся к тренировочной подвыборке и 1,695 к проверочной.

1.2 Аугментация данных

Увеличение исходного набора данных оказывает положительное влияние на обучение модели. Это не только помогает избежать проблемы переобучения, но и даёт возможность обучаемой сети познакомиться с большим набором уникальных ситуаций и выявить больше закономерностей. Процесс искусственного увеличения набора данных называется «аугментацией». Такой эффект достигается путем пропуска данных через различные, в зачастую случайные, операции обработки изображений. Рассмотрим примеры таких операций:

1. Горизонтальное отображение (Рисунок 4). Позволяет из 1 уникального экземпляра изображения сделать 2 уникальных экземпляра.

Изображение выглядит как земля, внешний, строительный материал, камень

Автоматически созданное описание Изображение выглядит как земля, внешний, строительный материал, камень

Автоматически созданное описание

Рисунок 4. Горизонтальное отображение.

1. Вертикальное отображение (Рисунок 5). Аналогично горизонтальному. Используя оба вида отображения, можно из 1 уникального экземпляра сделать 4 уникальных.

Изображение выглядит как земля, внешний, строительный материал, камень

Автоматически созданное описание Изображение выглядит как земля, внешний, строительный материал, камень

Автоматически созданное описание

Рисунок 5. Вертикальное отображение.

1. Поворот на 0, 90, 180 и 270 градусов (Рисунок 6). Каждые 90 градусов дает новые уникальные экземпляры. В совокупности со всеми видами отображение можно из 1 уникального экземпляра сделать 16 уникальных.

Изображение выглядит как земля, внешний, строительный материал, камень

Автоматически созданное описание Изображение выглядит как земля, внешний, строительный материал, камень

Автоматически созданное описание Изображение выглядит как земля, внешний, строительный материал, камень

Автоматически созданное описание Изображение выглядит как земля, внешний, строительный материал, камень

Автоматически созданное описание

Рисунок 6. Поворот на 0, 90, 180 и 270 градусов.

Чередование случайным образом описанных операций позволяет увеличить исходный набор данных в 16 раз.

В рамках исследования размер картинок 448x448 пикселей является избыточным. Чем больше входная информация, тем мощнее должна быть модель, которая эту информацию будет обрабатывать. Мощность модели повышается за счет увеличения количества обучаемых параметров. Это значительно увеличивает требования к минимальному объему видеопамяти. Поэтому в процессе аугментации данных, каждая «аугментированная» картинка также будет разделена на 5 равных частей следующим образом (Рисунок 7).

Так как на части картинок трещины занимает меньше половины площади, операция разделения создаст изображения с отсутствием трещин, что даст необходимый набор данных для последующего решения задачи классификации.



Рисунок 7. Принцип разделения картинки на 5 частей.

# 

# Глава 2. Применение глубоких нейронных сетей

# Свёрточная нейронная сеть

# Свёрточная нейронная сеть – архитектура искусственных нейронных сетей, которую впервые предложил Ян Лекун в 1998 году [11]. В общем случае такая архитектура устроена аналогичным образом, что и архитектура простой полносвязной нейронной сети: слой извлечения признаков, слой нормализации и слой активации. Полносвязный слой извлечения признаков, он же перцептрон, определяется следующим образом:

где – входной вектор данных размерности , – выходной вектор размерности , – матрица весов размерности , – вектор смещения размерности . Обработка двумерных данных обычными полносвязными (линейными) нейронными сетями имеет два критических недостатка. Рассмотрим их на примере задачи классификации на наборе данных MNIST (Рисунок 8.).



Рисунок 8. Набор данных MNIST [10].

Представленная база состоит из 10 наборов (классов) изображений рукописных цифр. Картинки представлены в одноканальном виде и имеют разрешение 28x28 пикселей. Перед подачей такого изображения на вход полносвязной нейронной сети его необходимо представить в одномерном виде, то есть растянуть в вектор длинной 284. При обработке такого вектора возникают следующие сложности:

1. Полносвязная нейронная сеть требует слишком большую входную размерность. Например, для обработки изображения размера 224х224 пикселей, необходимо 50,176 входных нейронов.
2. Нарушаются пространственные отношения на картинке. Полносвязная нейронная сеть лишена способности выявлять двумерные паттерны. Это приводит к дополнительным сложностям распознавания, когда объект, не изменив своих внешних характеристик, смещается в другие области изображения или изменяет свой масштаб.

Архитектура свёрточной нейронной сети решает описанные выше проблемы путем использования свёрточных слоев вместо полносвязных для извлечения признаков. Последовательность таких слоев формируют блоки архитектуры свёрточной нейронной сети. А последовательность таких блоков формируют непосредственно саму архитектуру. Рассмотрим принципы работы описанных слоев и пример основанной на них архитектуры для решения задачи классификации.

2.1.1 Свёрточный слой

Свёрточный слой определяется следующим образом:

где – тензор весов, – вектор смещений, и – входной и выходной тензоры, и – размеры ядра (фильтра) свёртки, и – высота и ширина входного изображения, а и – шаг по вертикали и горизонтали, а и – количество каналов входного и выходного изображения соответственно.



Рисунок 9. Демонстрация работы свёртки.

Веса фильтров свёртки общие – это позволяет использовать относительно малое количество параметров, при этом выявлять паттерны, не зависящие от топологии изображения. В общем случае, вход и выход свёрточного слоя являются трёхмерными тензорами, где первые две размерности – это высота и ширина изображения, а третья размерность – это количество каналов, они же карты признаков. Такие карты позволяют использовать ядра свёртки для поиска различных паттернов (Рисунок 9.). Количество каналов свёрточного слоя – это параметр аналогичный количеству нейронов полносвязного слоя.

Также перед применением фильтра по краям карты признаков в зачастую добавляют нулевые контуры, или «padding». Такой прием полезен в следующих ситуациях:

1. Когда важные признаки могут находиться на краях изображениях или для коррекции размерности выходной карты признаков.
2. Когда необходимо обработать изображение свёрткой, при этом оставляя размерность выходной карты признаков такой же, как и входное изображение.



Рисунок 10. Добавление «padding».

2.1.2 Слой нормализации

При обучении глубоких нейронных сетей возникает проблема, когда распределение входных признаков каждого слоя меняется в связи с изменениями параметров предыдущего слоя во время обучения. В результате сам процесс обучения замедляется. Для решения данной проблемы используется дополнительный слой нормализации признаков [12] с обучаемыми параметрами, как часть архитектуры нейронной сети.

Также в процессе обучения на большом наборе данных возникает проблема, когда невозможно загрузить все данные на видеокарту в силу ограничений видеопамяти. Тогда прямо в процессе обучения, входные данные подаются модели партиями, которые принято называть «батчами». Слой нормализации применяется непосредственно к таким батчам, накапливая необходимую статистику для обобщения по всей выборке. Таким образом, слой батч нормализации связывает входные и выходные группы тензоров и следующим образом:

где индекс – обозначает -ый батч, и – накапливаемые статистики выборочного среднего и стандартного отклонения, посчитанные по всей подвыборке , и — обучаемые вектора параметров, используемые для масштабирования и смещения признаков к требуемому распределению, а — очень малое число-константа, необходимое для предотвращения деления на ноль.

2.1.3 Слой активации

В качестве функции активации в архитектурах свёрточных нейронных сетей можно использовать различные нелинейные функции. Однако в подавляющем большинстве случаев используют функцию ректификации (Рисунок 11.) под названием «ReLU» [13]:



Рисунок 11. График функции активации ReLU.

С точки зрения обратного распространения ошибки [14], производная данной функции активации имеет следующий физический смысл: ошибка распространяется неизменно по тем путям, где сигнал положителен и не распространяется вовсе, где сигнал отрицателен:

2.1.4 Слой субдискретизации

Слой субдискретизации – это нелинейное преобразование, использующее функции максимума (MAX), минимального (MIN), или среднего (AVG), действующие на группы компонентов тензора данных. Такой слой ещё называют слой пулинга, и используют его для нелинейного уплотнения карты признаков. Слой пулинга с функцией максимума определяется следующим образом.

где – входной тензор размера , – выходной тензор, – окно пулинга, а и – величины шага по вертикали и горизонтали соответственно. Такой слой субдискретизации уменьшает размерность выходных признаков, оставляя лишь наиболее «важные» в смысле максимума (Рисунок 12.).



Рисунок 12. Демонстрация работы макс пулинга.

2.2 Архитектура свёрточной нейронной сети для классификации

В качестве примера рассмотрим архитектуру свёрточной нейронной сети под названием VGG-13 [\*]. Представленная нейронная сеть демонстрирует эффективность свёрточных слоёв в решении задачи классификации на наборе данных ImageNet. Данную нейронную сеть можно разделить на две ключевые компоненты:

1. Кодировщик, состоящий из последовательности свёрточных блоков с нормализацией, функцией активации и субдискретизацией между блоками. На данном этапе из картинки выделяются ключевые признаки в виде сжатого представления, которые затем отправляются в полносвязный слой.
2. Полносвязный слой, анализирующий ключевые признаки из сжатого представления и интерпретирующий их в более низкоуровневые для конечной классификации.



Рисунок 13. Архитектура VGG-13.

Эффективность данного подхода показана в статье «Impact of Fully Connected Layers on Performance of Convolutional Neural Networks for Image Classification». Авторы провели эксперименты на различных архитектурах свёрточных нейронных сетей с различными наборами данных. Этот же принцип можно использовать и в задаче, рассматриваемой в данной работе. Для этого необходимо модифицировать описанную ранее архитектуру «VAEs», добавив сразу после кодировщика дополнительные полносвязные слои для классификации изображения на классы «трещина присутствует» и «трещина отсутствует». Данный подход позволит узнать есть ли трещина на картинке, не реконструируя сжатое представление декодером, сделав саму реконструкцию опциональной.

2.3 Архитектура генеративной свёрточной нейронной сети для сегментации

В качестве примера рассмотрим архитектуру U-Net [15] семейства «VAEs», которую разработали в 2015 году для сегментации биомедицинских изображений (Рисунок 14). Представленная нейронная сеть состоит из ранее описанных трёх компонент: кодировщик, сжатое представление и декодер.

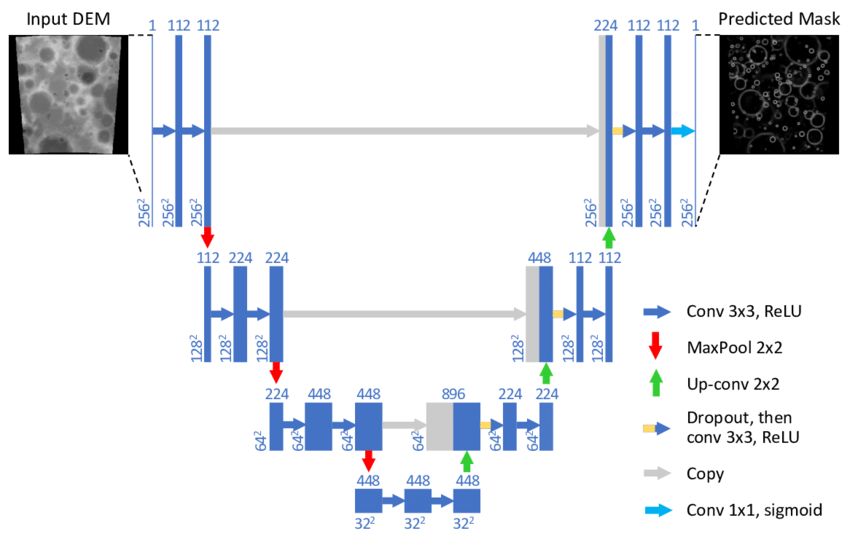


Рисунок 14. Архитектура U-Net.

В данной архитектуре кодировщик использует блоки кодировщика ранее упомянутой архитектуры VGG-13. Операцию «реконструкции» сжатого представления в бинарную маску выполняют слои обратной (транспонированной) свёртки.

2.3.1 Слой транспонированной свёртки.

Данная операция использует описанный ранее «padding», добавляя более широкий контур. Дополнительно можно увеличить шаг ядра по вертикали и горизонтали – и , чтобы заполнить так называемыми «пустотами» пространство между пикселями признаков. В результате выходная карта признаков получается большего размера, чем входная (Рисунок 15.).

Изображение выглядит как визитка

Автоматически созданное описание

Рисунок 15. Транспонированная свёртка с шагом 1 и с шагом 2.

Также при реконструкции используется подход под названием «skip connection». Визуально блоки архитектуры разделены на уровни таким образом, чтобы каждому блоку энкодера на каждом уровне был соответствующий блок декодера той же размерности. Смысл подхода заключается в соединении выходного тензора блока энкодера с соответствующим входным тензором блока декодера. После чего объединенная информация обрабатывается свёрточными слоями. Такой подход объединяет высокоуровневые признаки в более низкоуровневыми, что впоследствии позволяет с лучшей точностью реконструировать изображение.

* 1. Критерии оптимизации

Модифицировав U-Net, была получена архитектура нейронной сети, имеющая один вход и два выхода. Таким образом полученная модель решает две задачи одновременно: сегментацию и классификацию. Для каждой из задач необходимо определить соответствующие критерии оптимизации, которые можно было бы интерпретировать как ошибку, которую необходимо минимизировать в процессе обучения. Однако одновременный поиск минимума двух функций от разных параметров является задачей нетривиальной. В обход данной проблемы было решено обучать описанную модель в два этапа:

1. В первую очередь решить задачу сегментации. Во время обучения проблема классификации не рассматривается. Необходимо обучить сеть генерировать бинарные маски трещин.
2. Затем решить задачу классификации. На этом этапе задача сегментации не рассматривается. Перед обучением, к обученному на прошлом этапе кодировщику добавляются полносвязные нейронные слои. И непосредственно в самом обучении обучаются только добавочные слои, не изменяя состояние уже обученного кодировщика. Таким образом формулируется гипотеза о том, что полносвязные слои смогут интерпретировать сжатое представление из кодировщика в целевой класс.

Для оптимизации критериев была использована модификация градиентного спуска – стохастический градиентный спуск с импульсом [\*].

2.4.1 Критерий для задачи классификации

В глубоком обучении для решения задачи классификации в общем случае в качестве критерия используют функцию под названием кросс энтропия:

где – объем выборки, – целевой класс, – предсказанный класс. Однако задача бинарной классификации, рассматриваемая в данной работе, является частным случаем задачи классификации. Поэтому в качестве критерия был использован частный вид данной функции – бинарная кросс энтропия.

Прозводная?

2.4.2 Критерий для задачи сегментации

Для формулирования критерия для задачи сегментации рассмотрим меру под названием коэффициент Сёренсена, которая по своей сути является операцией над множествами:

Данный коэффициент позволяет количественно описать меру сходства между двумя множествами и , и равен 1, если множества полностью эквиваленты и 0 если не пересекаются. Данную аналогию можно провести и для двух бинарных масок, если их рассматривать в виде двух множеств (Рисунок 16.).



Рисунок 16. Применение метрики Dice к бинарным маскам.

Тогда операции над множествами заменяются на арифметические над пикселями:

где и – соответственно ширина и высота изображения бинарной маски, – целевое значение пикселя маски, – предсказанное значение пикселя маски. Исходя из области значений данной метрики перейдем к формулированию критерия ошибки:

Прозводная?

Однако данная функция не является выпуклой, что добавляет сложности на начальных этапах оптимизации. Поэтому к данному критерию можно добавить раннее описанную функцию бинарной кросс энтропии, которая применяется попиксельно:

Подбор параметров и производится эмпирическим путем.

Глава 3. Эксперименты и результаты

Для реализации описанных моделей необходимо определиться с набором инструментов. В первую очередь нужно выбрать такой язык программирования, на котором вся разработка сведется к сбору, систематизации и анализу данных. После чего на основе полученной информации можно будет легко создавать и настраивать алгоритмы для глубокого обучения. Такой язык также должен обладать библиотеками и фреймворками, которые позволяют производить математические расчеты на видеокартах, активно развиваются и поддерживаются, а также имеют крупное сообществом разработчиков. Среди популярных языков для анализа данных можно выделить MATLAB [3], R [4] и Python [5]. Однако всем этим критериям удовлетворяет язык Python. Из подходящих фреймворков можно выделить два наиболее крупных и известных: PyTorch [6] и TensorFlow [7]. TensorFlow, в отличии от PyTorch, имеет более простые инструменты для создания и обучения модели. Однако такая простота усложняет работу в случаях, когда нужно совершить более низкоуровневые настройки моделей. PyTorch предоставляет более низкоуровневый интерфейс для настройки, что повышает порог входа для изучение фреймворка в начале и облегчает работу в дальнейшем за счет гибкости, которую дает низкоуровневость.

Оба рассмотренных фреймворка дают возможность создавать модели глубоких нейронных сетей и производить все вычисления на видеокартах. Но они не имеют интерфейса для обучения самих моделей. Процесс обучения можно определить как отдельную задачу, т. к. он имеет свои параметры и проблемы, которые также решаются различными техниками. Поэтому для каждого из перечисленных фреймворков были разработаны дополнительные фреймворки, которые содержат весь необходимый набор инструментов для обучения. Для TensorFlow есть официальное решение под названием Keras [8], в то время как для PyTorch существует несколько неофициальных решений, разработанные сообществом фреймворка. Самым крупным, с точки зрения предоставляемых возможностей, является фреймворк под названием Catalyst [9], разработанный отечественными энтузиастами. Помимо полного набора инструментов и удобного интерфейса для обучения, данный фреймворк содержит в себе все необходимое метрики и функции потерь, которые будут необходимы на этапе обучения модели.

3.1 Проведение экспериментов.

В рамках экспериментов были обучены две отдельные модели глубоких нейронных сетей, которые впоследствии были объединены в одну архитектуру.

3.1.1 Программная реализация набора данных

Имея каталог с набором данных, перед обучением необходимо разработать программное средства для чтения данных из файловой системы, их аугментации и перевода в численные тензоры. Такие данные необходимо группировать в ранее так называемые батчи для подачи в модель. Такую операцию выполняет класс torch.utils.data.DataLoader библиотеки PyTorch. Чтобы использовать описанный класс, библиотека PyTorch предлагает определить класс-наследник класса torch.utils.data.Dataset и переопределить базовые инструкции классов языка Python: \_\_init\_\_ и \_\_getitem\_\_. В конструкторе инициализируются все необходимые переменные класса. Метод, позволяющий индексироваться по экземпляру класса, должен возвращать как исходные данные, которые будут подаваться в модель, так и целевые, по которым будет считаться ошибка. Все возвращаемые значения должны быть тензорами типа torch.Tensor. Экземпляр такого класс можно передавать в выше описанный DataLoader.

3.1.2 Модель семантической сегментации.

В связи с общими принципами работы моделей семейства «VAEs», в качестве примера, для решения задачи семантической сегментации, была выбрана ранее описанная архитектура под названием U-Net. Реализация этой модели была выполнена на языке Python с использованием библиотеки PyTorch.

PyTorch позволяет описывать архитектуру модели с помощью ООП. Это позволяет создавать структуры, где объект, содержащий в себе обучаемые параметры или другие объекты с обучаемыми параметрами, представляет из себя класс. Таким образом, были реализованы три класса соответствующих трем компонентам архитектуры U-Net: Encoder, Bottleneck и Decoder. Поведение слоев каждого класса, по правилам PyTorch, описываются в методе forward. Экземпляры таких классов инициализируются в четвертом классе под названием U-Net, а их взаимодействия прописаны в соответствующем методе forward.

3.1.3 Модель классификации

В модели классификаторе был использован Encoder уже обученной модели архитектуры U-Net. Поток информации из Encoder поступает в слой полносвязной нейронной сети классификатора. Таким образом был описан пятый класс под названием EncoderClassifier. Важно, что во время обучение такой модели, состояние весов Encoder не изменялись, обучался только последний полносвязный слой.

3.1.4 Модель классификации и сегментации

Шестой класс модель объединяет опыт предыдущих двух предобученных моделей. Это финальная архитектура, построенная исключительно для тестирования.

3.2 Критерии оптимизации

# Выводы

…

# Заключение

…

# Список литературы

[1] <https://arxiv.org/abs/2001.05566>

[2] <https://arxiv.org/abs/1906.02691>

[3] <https://www.mathworks.com/help/matlab/language-fundamentals.html>

[4] <https://www.r-project.org/>

[5] <https://www.python.org/>

[6] <https://pytorch.org/>

[7] <https://www.tensorflow.org/>

[8] <https://keras.io/>

[9] <https://catalyst-team.github.io/catalyst/>

[10] <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>

[11] <http://vision.stanford.edu/cs598_spring07/papers/Lecun98.pdf>

[12] <https://arxiv.org/abs/1502.03167>

[13] <https://en.wikipedia.org/wiki/Rectifier_(neural_networks)>

[14] <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1708/1708.06243.pdf>

[15] <https://arxiv.org/abs/1505.04597>

[\*] <https://en.wikipedia.org/wiki/Supervised_learning>

[\*] <https://arxiv.org/abs/1409.1556>

[\*] <https://arxiv.org/abs/1902.02771> (Impact of Fully Connected Layers on Performance of Convolutional Neural Networks for Image Classification)

[\*] <https://arxiv.org/abs/2102.13653> (On the Generalization of Stochastic Gradient Descent with Momentum)