

Рисунок 5 – Демонстрация результата работы программы.

Стоит отметить, что данный алгоритм работает только с ФИО самой распространенной конфигурации: три последовательные однословные компоненты. Например, в случае ввода строки, которая содержит сложное имя, имеющее дефисное написание, результат выполнения программы не будет корректным, поскольку результирующая строка будет содержать единственный инициал имени при наличии в исходном виде двух букв имени. Таким образом, функция `transform()` для обработки C-строк требует дополнительного анализа и преобразований.

Список литературы

1. Большие Данные [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://bigdata-sfedu.github.io/> – Дата доступа: 08.11.2023.

УДК 681.3:004.89

ПРИМЕНЕНИЕ АВТОЭНКODЕРНЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Д. А. Дворанинович, И. Н. Аверина

Брестский государственный технический университет, г. Брест

Научный руководитель: А. Л. Михняев

В статье рассматривается возможность применения автоэнкодерных нейронных сетей для восстановления изображений.

Вопрос восстановления изображений в настоящее время достаточно актуален. Хотя большая часть информации, благодаря современным технологиям, получается без видимых искажений, существуют области, где восстановление информации с высокой точностью является важной прикладной задачей. К примеру, восстановление старых данных, а именно: старых аудиозаписей, изображений и прочего, когда на момент создания файлов техника не позволяла без помех записать некоторую информацию. Кроме того особо актуально на сегодняшний день получение точной информации от исследовательских станций в космическом пространстве, когда сигнал может значительно искажаться.

Для задач восстановления изображений давно применяются помехозащитное кодирование и разного рода методы фильтрации. Тем не менее, интересным является иной способ восстановления информации – нейросетевой, с помощью автоэнкодерных нейронных сетей. Так, актуальным является применение автоэнкодерных нейросетей при обработке изображений, например, в задачах

распознавания, где для лучшего результата изображение может подвергаться предварительной обработке с помощью нейросетей.

Автоэнкодер – это нейронная сеть, которая представляет собой совокупность двух частей: энкодера и декодера.

Энкодер – это часть нейронной сети, которая сжимает поступающую на вход информацию.

Декодер – это та часть, которая из сжатого представления формирует выходную информацию, что, в идеале, повторяет входную информацию.

Общая схема автоэнкодерной нейронной сети представлена на рисунке 1.

Это значит, что сжатие информации здесь осуществляется таким образом, чтобы восстановить информацию с наименьшими потерями [1].

В общем случае автоэнкодерные нейронные сети применяются для выделения наиболее важных информативных признаков (feature extraction) во входном пространстве образов [2, с. 136].

В теории это означает, что при сжатии некоторого объёма данных, основные признаки будут сохранены, а второстепенные отброшены. К основным признакам можно отнести то, что формирует основную информационную ценность обрабатываемых данных. К второстепенным – то, что не представляет информационной ценности.

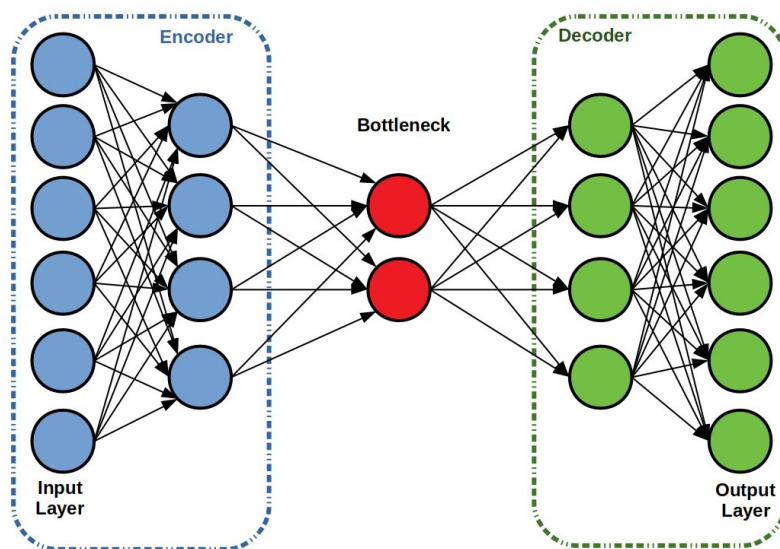


Рисунок 1 – Обобщенная схема автоэнкодерной нейронной сети

В качестве основных признаков можно рассматривать какую-либо реальную информацию без искажений, своего рода идеальную информацию. В качестве такой информации может выступать некоторый процесс, работающий в нормальном режиме, изображение без искажений, звуковые дорожки без помех и т.д. [1].

В качестве второстепенных признаков может выступать информация, которая не представляет собой информационной ценности, что искажает информацию. В качестве такой информации могут выступать, например, аномалии в некотором процессе, помехи, некоторые искажения в информации и прочее.

Исходя из вышеописанного можно констатировать, что при правильном обучении автоэнкодерные нейронные сети способны фильтровать изображение для удаления помех. Ведь с точки зрения изображения, любые помехи не несут информацию, и при сжатии и выделении основных компонент должны отбрасываться как второстепенные компоненты, не несущие информацию. Для автоэнкодерных нейронных сетей удаление второстепенной информации является своего рода побочным продуктом уменьшения размерности [1].

Данные предположения проверяемы на практике благодаря наличию разнообразных пакетов, которые позволяют создавать автоэнкодеры и другие нейронные сети с помощью заранее готовых методов и блоков.

Для тестирования будем применять библиотеку MNIST, которая будет модифицирована в соответствии с задачей. В частности, изображения будут зашумлены (рис. 2).



Рисунок 2 – Зашумленные изображения

В результате работы автоэнкодера получаем конечные изображения. На рисунке 3 представлена совокупность из трех строк изображений, где первая строка – исходные изображения, вторая – зашумленные изображения, третья строка содержит отфильтрованные изображения.

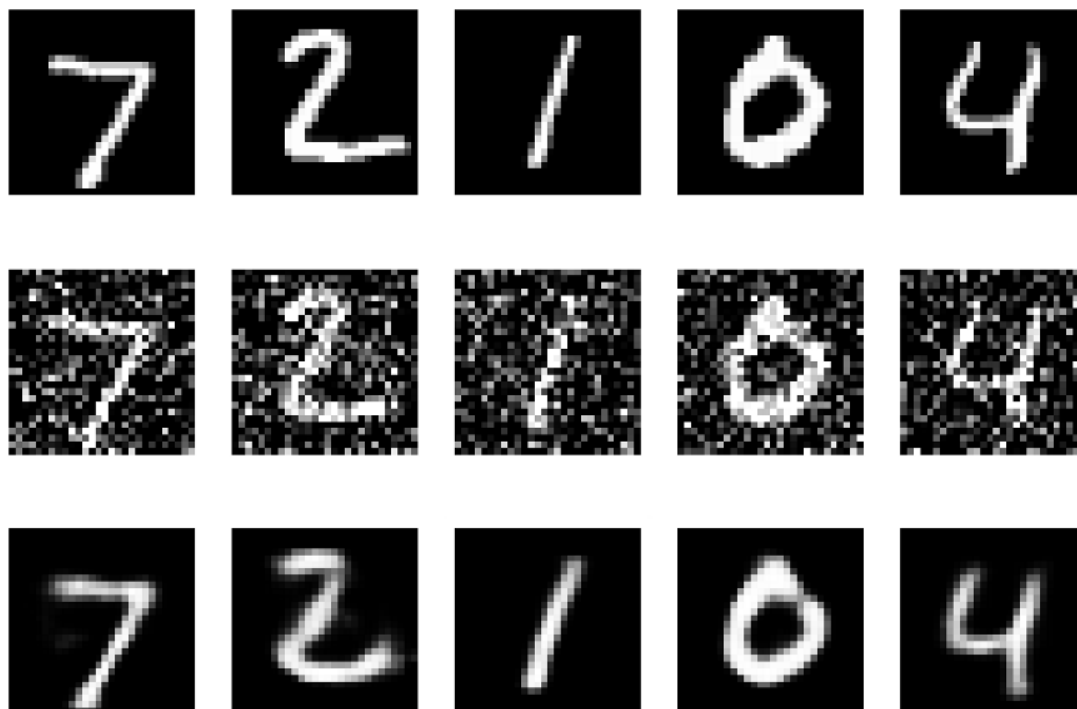


Рисунок 3 – Входные, зашумленные и отфильтрованные изображения

Для сравнения на рисунке 4 представлены изображения разной зашумленности, от меньшего слева, до большего справа. Формат данных аналогичен рисунку

3. Под каждым из них представлено изображение, отфильтрованное пороговым фильтром с окном 3×1 .



Рисунок 4 – Входные, зашумленные и отфильтрованные с помощью порогового фильтра изображения

Несложно заметить, что при небольшой степени зашумленности фильтрация пороговым фильтром ничем не уступает фильтрации автоэнкодером. Но при увеличении зашумленности автоэнкодерные сети лучше справляются с фильтрацией изображения, чем указанный пороговый фильтр.

На основании проведенных исследований становится возможным сделать следующий вывод. Автоэнкодерные сети хорошо справляются с фильтрацией изображения при условии, что степень зашумленности относительно высока. Тем не менее, при условии малой зашумленности изображения результат автоэнкодерной сети становится сопоставимым даже с простейшими фильтрами для изображения. Совокупность таких характеристик позволяет применять автоэнкодеры для восстановления сильно зашумленных изображений.

Список литературы

1. Михняев, А. Л. Обнаружение аномалий в данных технологического процесса / А. Л. Михняев, А. В. Пархоць, И. В. Абоимов, Д. А. Дворанинович // Цифровая среда: технологии и перспективы. DETP 2022, Брест, 31 октября 2022 / Министерство образования Республики Беларусь, Брестский государственный технический университет ; редкол.: Н. Н. Шалобыта [и др.]. – Брест : БрГТУ, 2022. – С. 62–65.
2. Головки, В. А. Нейросетевые технологии обработки данных : учеб. пособие / В. А. Головки, В. В. Краснопрошин. – Мн. : БГУ, 2017. – 263 с.