

Несмотря на полученные результаты, можно с уверенностью сказать, что есть большой простор для улучшений, как в плане повышения скорости и качества поиска документов, так и в плане мероприятий, предшествующих ему (предобработка). Так, на получаемый результат оказывает влияние ширина окна шинглирования. Если взять слишком широкое окно, то даже незначительное изменение в пределах этого окна может привести к тому, что в процессе поиска для данного шингла не найдётся совпадения. Если же взять слишком узкое окно, то мы рискуем получить много ложноположительных результатов.

Однако одного изменения размера окна недостаточно, чтобы компенсировать такие изменения, как изменения порядка слов или использование синонимов. Для решения последней проблемы на этапе предобработки текста можно применить лексическую базу данных, чтобы привести все синонимы к одной форме.

Список цитированных источников

1. Зеленков, Ю.Г. Сравнительный анализ методов определения нечётких дубликатов для Web-документов. Ю.Г. Зеленков, И.В. Сегалович [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: http://rcdl2007-pereslavl.ru/papers/paper_65_v1.pdf
2. Broder, A. Syntactic clustering of the Web. A. Broder, S. Glassman, M. Manasse and G. Zweig. [Электронный ресурс]. — Режим доступа: URL: <https://www.hpl.hp.com/techreports/Compaq-DEC/SRC-TN-1997-015.pdf>
3. Ивахненко, А. Так устроен поиск заимствований в Антиплагиате. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: <https://habr.com/ru/company/antiplagiat/blog/429634/>

УДК 004.89

МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Хацкевич М. В.

*Брестский государственный технический университет», г. Брест, Беларусь
Научный руководитель: Головкин В. А., доктор техн. наук, профессор*

Свёрточные нейронные сети предназначены для распознавания визуальных образов непосредственно из пиксельных изображений с минимальной предварительной обработкой. Данные нейронные сети могут распознавать образы с крайней изменчивостью, а также с устойчивостью к искажениям и простым геометрическим преобразованиям.

Сверточная нейронная сеть состоит из разных видов слоев (рисунок 1):

1. Входной слой (Input): входное изображение, включая несколько цветовых каналов.
2. Сверточный слой (Convolution): все нейроны слоя, в отличие от персептрона, связаны только с частью нейронов предыдущего слоя.
3. Слой субдискретизации (подвыборочный) (Pooling, Subsampling): выделение наиболее значимых признаков предыдущего слоя и значительное сокращение размерности последующих слоев сети.
4. Полносвязный слой (Fully-connected): представляет собой скрытый слой искусственной нейронной сети типа персептрон.

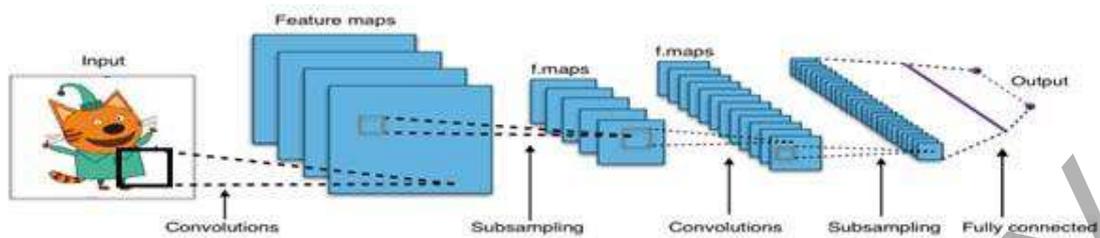


Рисунок 1 – Архитектура свёрточной нейронной сети

Хception – современная свёрточная архитектура нейронной сети. В архитектуре сети Хception используется экстремальный Inception-модуль, также известный как depthwise separable convolution. Архитектура Хception базируется на предположении о том, что пространственную информацию (корреляцию соседних точек внутри одного канала), так и межканальную информацию необходимо обрабатывать последовательно – это не влечёт потери качества работы сети. Поэтому применяется разложение обычной свёртки на pointwise convolution (которая обрабатывает только межканальную корреляцию) и spatial convolution (которая обрабатывает только пространственную корреляцию в рамках отдельного канала).

Допустим, имеется тензор размерности $M \times M \times C_1$, где M – ширина и высота тензора, а C_1 – количество каналов и стандартный свёрточный слой с C_2 фильтрами размера 3×3 , на вход которому подается тензор размерности $M \times M \times C_1$. Separable Convolution выполняет последовательно два шага: 1) сворачивает исходный тензор 1×1 свёрткой, так как это делается в блоке Inception, и получается тензор $M \times M \times C_2$. Данная операция называется pointwise convolution; 2) сворачивается каждый канал по отдельности 3×3 свёрткой. После выполнения данной операции размерность не изменится, так как сворачиваем не все каналы вместе, как в обычном свёрточном слое. Данная операция называется spatial convolution. Архитектура сети Хception приведена на рисунке 2.

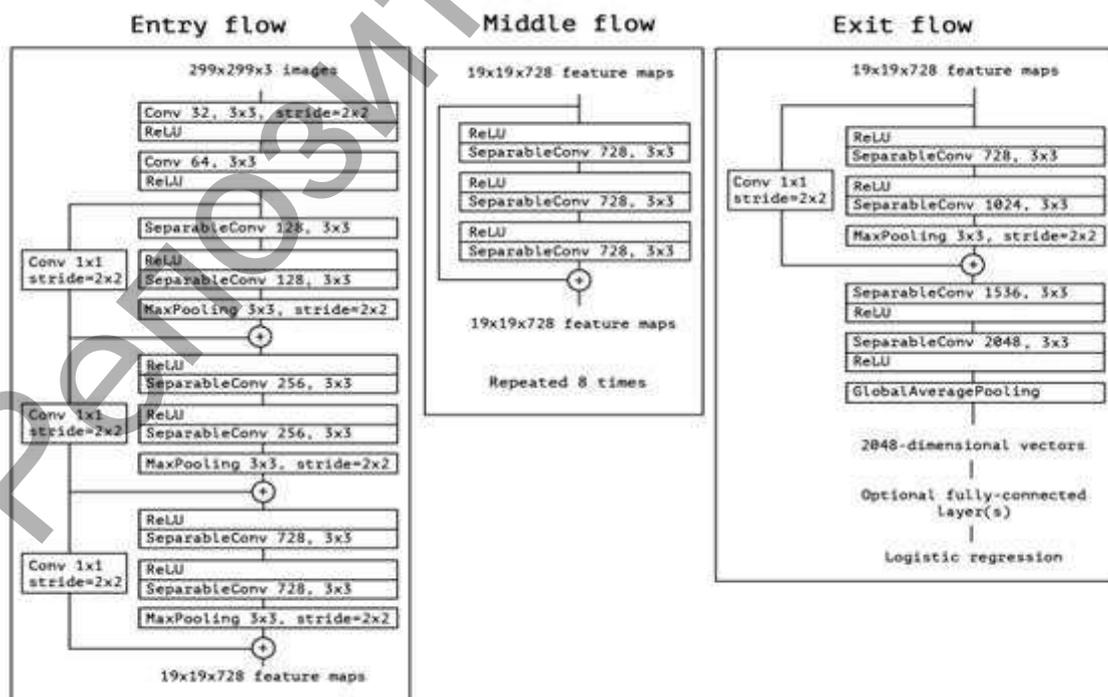


Рисунок 2 – Архитектура сети Хception

Данные сети Xception сначала проходят через входной поток, затем через средний поток, который повторяется восемь раз, и, наконец, через выходной поток (см. рисунок 2). Все слои Convolution и Separable Convolution сопровождаются пакетной нормализацией, кроме того, слой Separable Convolution использует множитель глубины 1 (без увеличения глубины). Сеть Xception – предобученная сверточная нейронная сеть изначально обучалась на базе данных ImageNet. ImageNet — набор из помеченных изображений с высоким разрешением, разделенных категорий.

Далее применим подход обучения предобученной сети Xception с использованием Transfer learning. Transfer learning выполнено методом Convent as fixed feature extractor: при инициализации предобученной сети «замораживают» веса всех слоев, за исключением последнего полносвязного слоя. Полносвязный слой заменяется на новый со случайными весами, и только он обучается.

Для полносвязного слоя выбрана следующая архитектура (см.рисунок 3).

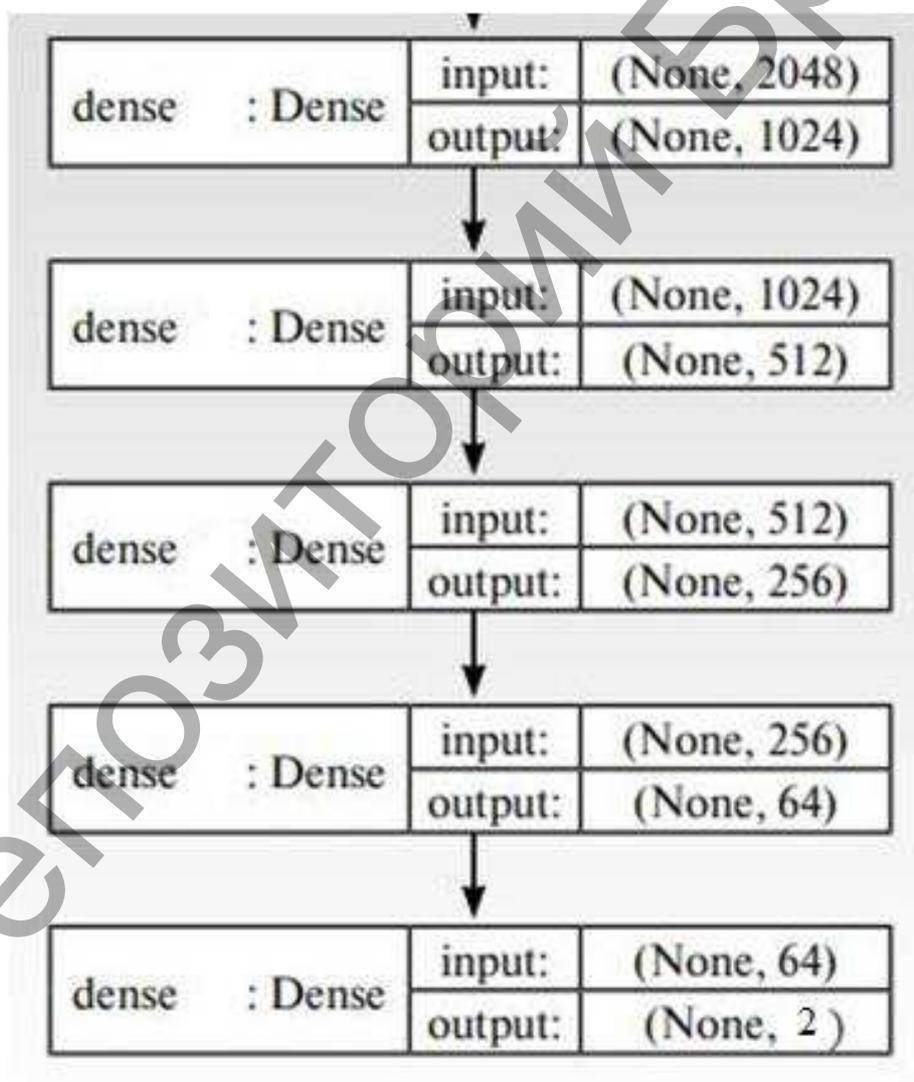


Рисунок 3 – Полносвязный слой

Применим данную архитектуру сети Xception для решения задачи диагностики пневмонии. Необходимыми входными данными являются рентгенограммы человеческих

грудных клеток. Они должны быть представлены в виде помеченных изображений и необходимы для обучения нейронной сети. Такой набор данных представлен на платформе Kaggle в свободном доступе. Исходные данные разделены на 3 части: для обучения, для тестирования и для верификации.

Модификация сети Xception в данном случае заключается в добавлении Pooling – блока – к стандартной архитектуре сети Xception. Схема Pooling–блока приведена на рисунке 4.

average_pooling2d_8:	input:	(None, 5, 5, 2048)
AveragePooling2D	output:	(None, 2048)

Рисунок 4 - Схема Pooling – блока

Для обучения сверточной нейронной сети используется алгоритм обратного распространения ошибки, адаптированный к архитектуре свёрточной сети.

Почти всегда после операции свёртки нейронной сети следует нелинейность. Функция активации выступает в качестве нелинейности. Существуют различные функции активации: сигмоидная, гиперболический тангенс, softMax, ReLU, ELU, LReLU и др. В рамках данной работы применяются две функции активации: сигмоидная и ReLU.

Архитектура сверточной нейронной сети Xception поставляется вместе с натренированными синаптическими связями. В этом случае сверточная часть сети уже обучена и способна выявлять признаки на изображениях. Поэтому загружаем только сверточные слои без классификатора. Далее заменяем классификационные слои на свои (см. рисунок 3) и обучаем их. Перед классификационными слоями добавляем Pooling–блок (см. рисунок 4). Создается модель сети с классификационными слоями и выходным слоем всей сети с сигмоидной функцией активации. Далее объединяется сверточная часть Xception с классификационной частью, загружаются соответствующие веса и происходит дообучение всей модели на небольшом количестве эпох для завершения процесса Transfer learning. Отдельное внимание стоит уделить передаваемым в качестве параметра функциям обратного вызова (callbacks), использовали: функцию уменьшения скорости обучения, когда указанная метрика перестает улучшаться, и функцию, которая останавливает обучение, когда указанная величина перестает улучшаться. В нашем случае прерывает тренировку, когда валидационная производительность перестает улучшаться.

Наилучший результат обучения модифицированной сети Xception: на обучающей выборке – 93.2 %; на валидационной выборке – 92.7 %; на тестовой выборке – 92.1 %.

Список цитированных источников

1. Головкин, В.А. Нейросетевые технологии обработки данных : учеб. пособие / В. А. Головкин, В. В. Краснопрошин. – Минск: РУП «Издательский центр Белорусского государственного университета», 2017. – 263 с.
2. Шолле, Франсуа Глубокое обучение на Python / Франсуа Шолле - СПб.: Издательский дом «Питер», 2018. – 400 с.