

УДК 004.89

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ СВЕРТОЧНОЙ СЕТИ НА КАЧЕСТВО КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© Киркиж Л.В.

*Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королева, г. Самара, Российская Федерация*

*Научный руководитель: Солдатова О.П., канд. техн. наук, доцент
Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королева, г. Самара, Российская Федерация*

e-mail: kirkigh@yandex.ru

Ключевые слова: классификация изображений, свёрточные сети, алгоритмы обучения нейронной сети.

Задача классификации изображения – одна из самых распространённых задач компьютерного зрения. Основные решения данной задачи проводятся с помощью свёрточных сетей, путем предварительного их обучения на размеченных изображениях из датасета. От алгоритма обучения зависит качество классификации изображений, поэтому проблема выбора алгоритма обучения нейронной сети является актуальной.

В работе использовалась модель свёрточной нейронной, структура которой основана на модели AlexNet, поскольку её архитектура является одной из лучших для классификации изображений.

AlexNet – победитель соревнования ImageNet 2012 года по классификации изображений, достигнутая ошибка – 15,31 %. В архитектуре сети впервые была использована функция активации ReLU (Rectified Linear Unit) вместо более традиционных функций сигмоиды и гиперболического тангенса, что позволило снизить количество эпох обучения в шесть раз. Кроме того, в AlexNet была применена техника отсева (Dropout). Она заключается в случайном отключении каждого нейрона на заданном слое с вероятностью p на каждой эпохе [1].

AlexNet содержит восемь слоев с весовыми коэффициентами. Первые пять из них свёрточные, а остальные три – полносвязные. В выходном слое используется функция активации softmax, определяющая вероятность принадлежности изображения классу. Для обучения сети использовался стохастический градиентный спуск с моментом. Нейроны в полносвязных слоях связаны со всеми нейронами предыдущего слоя [2].

Обучение нейронной сети – это процесс, в ходе которого модель искусственного интеллекта (в данном случае нейронная сеть) учится выполнять определенные задачи на основе предоставленных ей данных. Это может быть, например, распознавание образов или предсказание тенденций.

Существуют много разных алгоритмов, которые используются для обучения нейросетей под поставленные задачи. Рассмотрим некоторые из них:

- Градиентный спуск (Gradient Descent) – основной алгоритм. Он использует градиент функции ошибки по весам для обновления их значений в направлении минимума функции.

- Стохастический градиентный спуск с моментом (SGD with Momentum) – добавляет импульс, представляющий собой накопленное значение градиента, к обновлению весов, чтобы улучшить стабильность и ускорить сходимость.

– Обратное распространение ошибки (Backpropagation) – используется как часть градиентного спуска для вычисления компонентов вектора градиента по весам. Ошибка распространяется от выходного слоя к входному, пропорционально весам связей.

– Адаптивные алгоритмы обучения (Adaptive Optimization Methods) – модифицируют скорость обучения (learning rate) на основе прошлых обновлений весов [3; 4].

Обучение сверточной сети в данной работе проходит по адаптивным алгоритмам, таким как: Adam, Nadam, Adamax, AdamW, RMSprop.

Для обучения сети был использован датасет CIFAR-10, который представляет собой набор из 60000 изображений. Каждое изображение размером 32x32 может принадлежать к одному из 10 классов: самолеты, машины, птицы, коты, олени, собаки, лягушки, лошади, корабли, и грузовики.

Каждый из алгоритмов приводит к своему собственному результату, который невозможно предвидеть. Цель данной работы – рассмотреть влияние алгоритмов обучения на качество классификации изображений.

Для оценки качества обучения, будем обращать внимания на показатели ассюрасу – доля правильно классифицированных изображений от общего количества, а также показатель loss (categorical_crossentropy), который показывает на сколько сильно отличается реальный ответ сети от эталонного ответа.

Результаты исследований с разделением на количество эпох для каждого алгоритма предоставлены в таблице.

Таблица – Результаты исследований

Количество эпох обучения	5		10		15		20	
Алгоритмы обучения	accuracy	loss	accuracy	loss	accuracy	loss	accuracy	loss
Adam	0,6796	0,9108	0,7682	0,6517	0,8089	0,5476	0,8517	0,4157
Nadam	0,6932	0,8667	0,7792	0,6328	0,8108	0,532	0,8501	0,4167
Adamax	0,6204	1,084	0,7210	0,7967	0,7632	0,6857	0,7988	0,5778
AdamW	0,7059	0,8411	0,7562	0,6905	0,8056	0,5565	0,8258	0,4935
RMSprop	0,7141	0,8125	0,7920	0,5976	0,8321	0,4832	0,8467	0,4571

По результатам исследований ясно, что алгоритм RMSprop имеет лучшие показатели при небольшом и среднем количестве эпох обучения, но при 20 эпохах обучения самым точным является алгоритм обучения Adam.

Библиографический список

1. Сикорский, О.С. Обзор свёрточных нейронных сетей для задачи классификации изображений / О.С. Сикорский // Новые информационные технологии в автоматизированных системах – 2017. – № 20. – С. 37–42.

2. Neurohive. AlexNet – свёрточная нейронная сеть для классификации изображений. – URL: <https://neurohive.io/ru/vidy-nejrosetej/alexnet-svjortohnaja-nejronnaja-set-dlja-raspoznavanija-izobrazhenij>.

3. ETXT, Алгоритмы обучения нейронных сетей. – URL: <https://www.etxt.ru/subscribes/algoritmy-obucheniya-neyronnykh-setey>.

4. Николенко, С. Адаптивный спуск и сверточные сети / С. Николенко – URL: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/mlspsu18/26-cnn.pdf>.