

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТОВ КВАНТОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ НЕЙРОННОЙ СЕТИ НА ОСНОВЕ ОБУЧАЕМОГО РАЗДЕЛИМОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Кривальцевич Е. А., Вашкевич М. И.

Кафедра электронных вычислительных средств,

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Минск, Республика Беларусь

E-mail: krivalcevi4.egor@gmail.com, vashkevich@bsuir.by

Представлена реализация нейронной сети на основе обучаемого двумерного разделимого преобразования для распознавания рукописных цифр на базе платформы Zynq-7000. Выполнен анализ влияния точности представления параметров нейронной сети на её производительность, а также на требуемые для реализации аппаратные ресурсы ПЛИС.

ВВЕДЕНИЕ

Нейронные сети (НС) являются базовыми компонентами многих технических систем. Обычно для обучения и исполнения НС используются графические процессоры, однако эти устройства не могут использоваться в контексте встраиваемых систем поскольку имеют большое энергопотребление. В настоящее время программируемые логические интегральные схемы (ПЛИС) типа FPGA рассматриваются, как перспективные вычислительные платформы для реализации НС, которые способны с одной стороны обеспечить высокую производительность и приемлемое для встраиваемых систем энергопотребление [1]. Одной из особенностей ПЛИС является ограниченный объем памяти для хранения параметров НС, по этой причине важной научной задачей является разработка архитектур НС, которые способны обеспечить высокую производительность при использовании малого числа параметров.

Традиционно ускорители НС на FPGA строятся с использованием архитектуры на основе многослойного перцептрона или сверточной нейронной сети [1]. Недавно также был предложен вариант архитектуры НС на основе обучаемого двумерного разделимого преобразования (ОДРП), особенностью которой является малое число параметров и высокая точность [2]. В настоящей работе проводится исследование влияния квантования параметров НС на основе ОДРП на точность распознавания и аппаратные затраты FPGA.

I. РАЗРАБОТКА НС НА ОСНОВЕ ОДРП

В работе рассматривается задача распознавания изображений рукописных цифр из набора данных MNIST. Для проведения эксперимента была выбрана НС LST-1 [2], состоящая из слоя ОДРП (на рис. 1 оно обозначено как LST – *learned separable transform*) и полносвязного слоя с выходной функцией активации softmax.

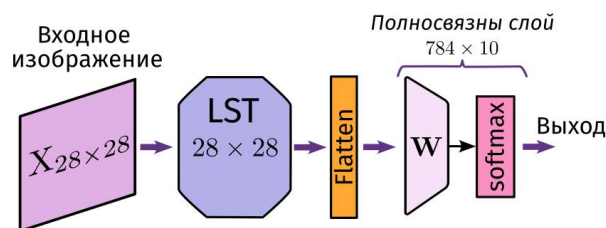


Рис. 1 – Структура LST-1 [2]

ОДРП принимает на вход изображение X размера $d_{in} \times d_{in}$ и формирует выходное изображение Y размера $d_{out} \times d_{out}$ путем обработки по строкам и столбцам двумя различными полносвязными слоями:

$$Y = \text{LST}(X) = \sigma(W_2 \sigma(W_1 X^T + b_1) + b_2) \quad (1)$$

где $\sigma(\cdot)$ – функция активации, W_1, W_2 – матрицы весовых коэффициентов линейных преобразований полносвязных слоев для обработки строк и столбцов соответственно, b_1, b_2 – смещения весовых коэффициентов.

Для реализации НС была выбрана отладочная плата ZYBO на базе ПЛИС семейства Zynq-7000. НС была реализована в виде IP-блока с интерфейсом AXI-Stream, по которому от ARM процессора на вход НС подавались изображения, ответы НС также передавались по интерфейсу AXI-Stream.

II. ТЕСТИРОВАНИЕ НС

НС LST-1 показала эффективность применения двумерного разделимого преобразования при решении задач распознавания рукописных цифр. Основное достоинство сети данного типа заключается в достижении высокой точности распознавания, при значительно меньшем количестве параметров в сравнении с другими полносвязными архитектурами [2].

При аппаратной реализации НС выполняются вычисления в формате с фиксированной

запятой. В процессе квантования весовых коэффициентов (W_1, W_2, W_o) и смещений (b_1, b_2, b_o) происходит снижение точности распознавания и аппаратных затрат.

В эксперименте разрядность дробной части коэффициентов НС изменялась от 2 до 11 бит. Для каждой разрядности производилась подача на НС всех 10 тыс. тестовых изображений базы MNIST. На основании отчетов после имплементации синтезатора Vivado 2024 было выбрано 2 основных измеряемых параметра ПЛИС – LUT и Flip-Flop. Полученные результаты экспериментов представлены на рис. 2, где на одном графике совмещены точность распознавания и количество использованных элементов LUT и FF в зависимости от разрядности коэффициентов НС.

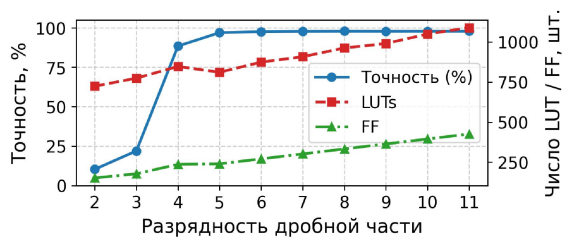


Рис. 2 – Точность и аппаратные затраты НС

Из рис. 2 видно, что точность более 97% достигается начиная с 5 бит в дробной части.

На рис. 3 представлены распределения весов для каждого слоя модели LST-1 и рассчитанное расстояние Кульбака-Лейблера между квантованными и исходными весами.

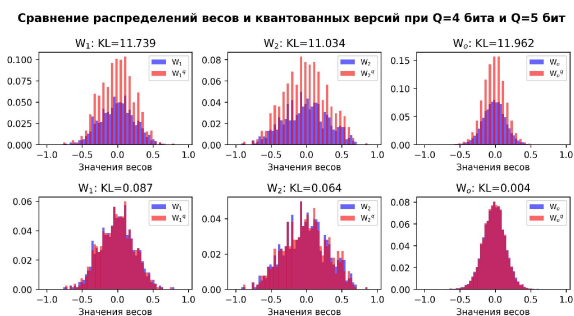


Рис. 3 – Распределения весов модели LST-1 для 4 и 5 бит в дробной части

Из рис. 3 видно, что распределение весов во всех слоях имеет форму, близкую к нормальному распределению, с центром вблизи нуля. После перехода от 5 бит к 4 битам расстояние между распределениями увеличивается и модель начинает хуже работать, её точность падает, что подтверждается экспериментальными результатами (рис. 2).

Для того, чтобы отобразить входные данные и выход ОДРП на двумерной плоскости, сохраняя при этом локальные взаимосвязи между объектами, используется метод t-SNE [3]. Точки, расположенные близко друг к другу, соответствуют изображениям, имеющим схожие признаки.

На рис. 4 представлен тестовый набор MNIST. Можно заметить, что классы цифр частично разделяются, однако между многими группами наблюдается значительное перекрытие. Это связано с тем, что исходные данные представлены в виде значений пикселей, и различия между цифрами ещё не выделены в виде устойчивых признаков.

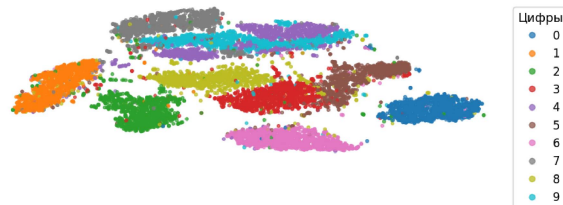


Рис. 4 – t-SNE визуализация для тестовых изображений MNIST

После прохождения данных через ОДРП (рис. 5) видно, что классы, соответствующие различным цифрам, становятся значительно более компактными и отчетливо разделёнными. Стоит отметить, что цифры 9, 5 и 7 также имеют значительное перекрытие.

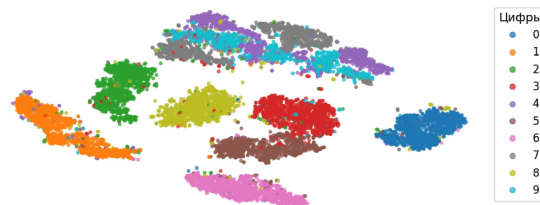


Рис. 5 – t-SNE визуализация для тестовых изображений MNIST после применения ОДРП

В соответствии с полученными результатами можно сделать вывод, что наиболее оптимальной разрядность будет 5 бит, которая позволяет с высокой вероятностью правильно распознать цифры на изображении и не использовать избыточные аппаратные ресурсы FPGA.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе исследовано влияние разрядности весовых коэффициентов НС на точность распознавания и аппаратные затраты FPGA, а также обоснована причина наблюдаемых эффектов квантования.

IV. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Xiao R., Shi J., Zhang C. FPGA implementation of CNN for handwritten digit recognition // 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). – P. 1128-1133.
2. Vashkevich M., Krivalcevic E. Compact and Efficient Neural Networks for Image Recognition Based on Learned 2D Separable Transform // 2025 27th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA). – P. 1-6.
3. Van der Maaten L., Hinton G. Visualizing Data using t-SNE // Journal of Machine Learning Research. – 2008. – Vol. 9. – P. 2579-2605.