УДК 004.93

А.А. Дашкевич

Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», Харьков

ИССЛЕДОВАНИЕ АРХИТЕКТУРЫ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В работе проведен процесс моделирования сверточных искусственных нейронных сетей. Исследовано влияние количества слоев свертки и субдискретизации в сверточной сети на точность классификации изображений.

Ключевые слова: *искусственная нейронная сеть, свертка, субдискретизация, классификация изображений.*

Введение

Постановка проблемы. Существующие алгоритмы обработки и выделения признаков для решения задачи классификации изображений являются достаточно затратными с точки зрения вычислительных ресурсов, поэтому возникает задача оптимизации затрат компьютерных ресурсов при решении таких задач. В то же время, в последние годы происходит стремительное развитие моделей искусственных нейронных сетей, в частности, сверточных нейронных сетей (CNN – convolution neural networks) [1–2], в которых процессы предварительной обработки и выделения признаков являются следствием их механизма работы. Соответственно, возникает необходимость в исследованиях топологий, алгоритмов работы и обучения таких сетей.

Анализ последних исследований. На данный момент существует множество архитектур сверточных нейронных сетей (рис. 1), которые решают задачи классификации изображений с высокой степенью точности:

AlexNet [3];
семейство моделей VGG [4];
Google Inception [5];
ResNet [6] и др.

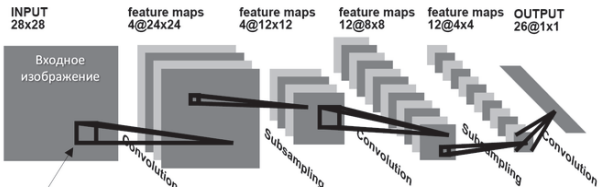

Рис. 1. Архитектура сверточной нейронной сети

Указанные модели являются достаточно затратными с вычислительной точки зрения, так как в них имеется большое число обучаемых параметров (от сотен тысяч до сотен миллионов весовых коэффициентов), что делает выбор архитектуры сверточной сети для решения разного класса задач распознавания образов достаточно сложной проблемой. Однако, такие сети не требуют ручной подготовки данных для дальнейшей работы, что является важным преимуществом перед классическими методами классификации. Для улучшения характеристик сверточных сетей требуется детальное изучение влияния архитектуры сверточных сетей на качественные показатели их работы.

Формулирование целей работы. Моделирование сверточных сетей различной топологии и исследование влияния параметров сети на точность классификации изображений.

Методология исследования

В работе [7] был проведен начальный этап исследований влияния параметров топологии многослойного персептрона на его работу с помощью библиотеки машинного обучения Keras. В результате указанного исследования были выявлены ключевые параметры, влияющие на сходимость персептрона, а предложенный подход может быть применен и для сверточных нейронных сетей.

Базовыми элементами сверточной нейронной сети являются блоки сверток (convolution) и субдискретизации (subsampling, pooling) (рис. 2).

Сверточные блоки выполняют задачу выделения признаков изображения путем вычисления скалярного произведения квадратных блоков изображения небольшого размера (3×3, 5×5 и т.д.) с ядром свертки такой же размерности. Результатом работы сверточных блоков является так называемая карта признаков (feature map) — изображение, обычно

© Дашкевич А.А., 2017

меньшего размера, чем входное, однако, за счет того, что применяется большое число фильтров, на выходе получается большое количество карт признаков. Блок субдискретизации выполняет задачу уменьшения размерности карт признаков путем выбора из каждого блока размером 2×2 карты признаков максимального значения.

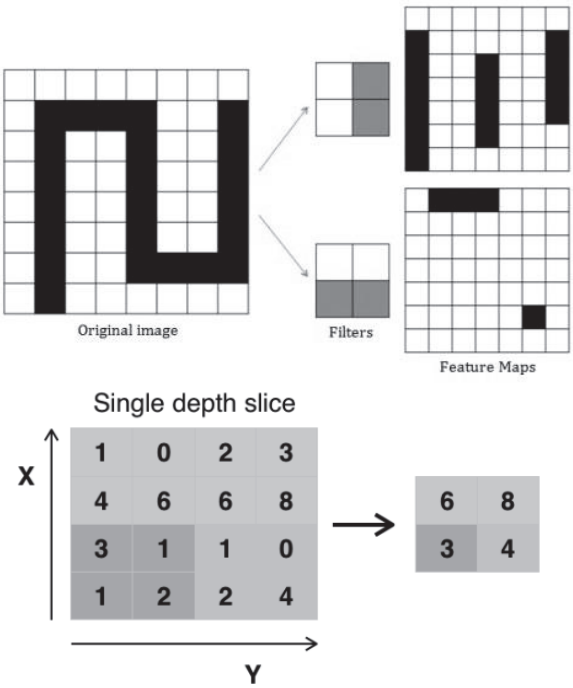

Рис. 2. Блок свертки (сверху) и субдискретизации (снизу)

Указанные блоки соединяются последовательно и формируют сверточную нейронную сеть. В работе была разработана и исследована работа 8 различных топологий сверточных сетей для решения задачи классификации изображений из набора данных CIFAR10, который содержит 60000 цветных изображений размером 32×32 пикселя, разбитых на 10 классов (рис. 3).

Процесс моделирования проводился с помощью библиотеки Keras для языка программирования Python. Основные параметры разработанных моделей приведены в табл. 1. Для каждой модели проводился процесс четырехкратного обучения на 1000 изображениях при 20 итерациях обучения. Далее результаты обучения усреднялись. Результат обучения для разработанных моделей показан на рис. 4–11 в виде зависимости ошибки обучения от числа пройденных итераций процесса обучения модели, также показана средняя ошибка на тестовых данных.

Рис. 3. Примеры изображений набора CIFAR10

Таблица 1

Параметры разработанных моделей

Название модели	Архитектура	Число весов
model0	Conv->Conv->Pool->Conv->Pool->Flat->MLP[1]	90250
model1	Conv->Conv->Pool->Drop->Conv->Conv->Pool->Drop->Flat->MLP	109750
model2[2]	Conv->Conv->Pool->Drop->Conv->Conv->Pool->Drop->Flat->MLP	109750
model3[3]	Conv->Conv->Pool->Drop->Conv->Conv->Pool->Drop->Flat->MLP	184806
model4	Conv->Conv->Conv->Conv->Pool->Drop->Conv->Conv->Pool->Conv->Pool->Flat->Drop->MLP	60694
model5	Conv->Pool->Drop->Conv->Pool->Drop->Conv->Pool->Flat->MLP	34838
model6	Conv->Conv->Pool->Drop->Conv->Pool->Drop->Conv->Pool->Flat->MLP	45550
model7	Conv->Conv->Pool->Drop->Conv->Conv->Conv->Pool->Drop->Conv->Pool->Flat->Drop->MLP	51446

[1] – Conv – сверточный блок; Pool – слой субдискретизации; Flat – слой, переводящй двумерную карту признаков в одномерный вектор; Drop – слой выборочного исключения нейронных связей между слоями, необходим для уменьшения процессов переобучения сети; MLP – многослойный персептрон (одинаковый для всех моделей).

[2] – отличие от модели № 1 в параметрах слоев Drop

[3] – отличие от модели № 2 в количестве фильтров в сверточных блоках

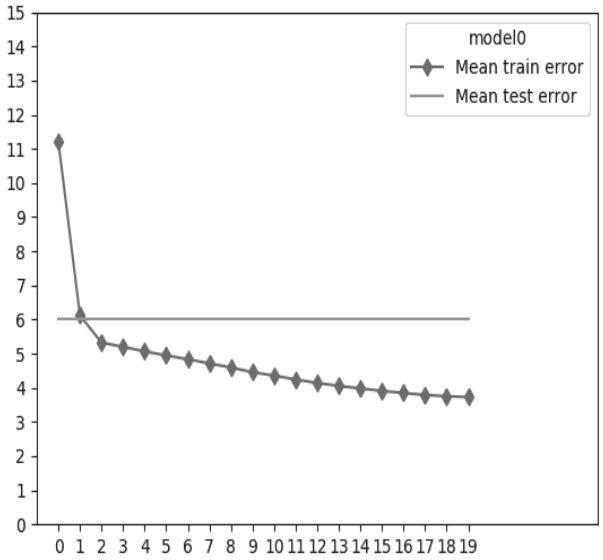

Рис. 4. Ошибка классификации модели № 0

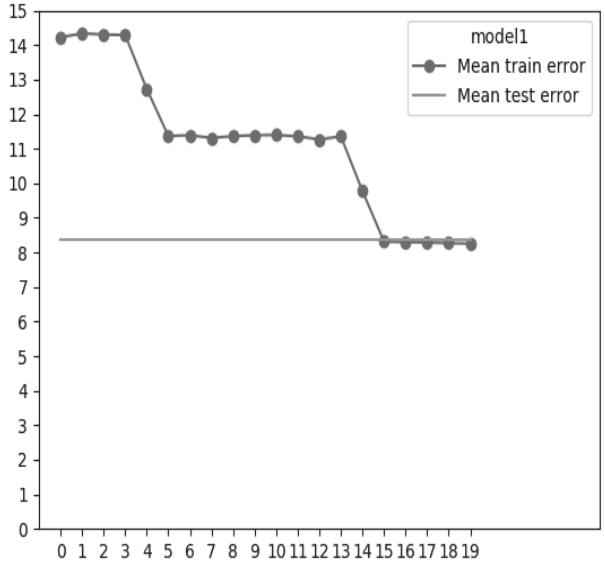

Рис. 5. Ошибка классификации модели № 1

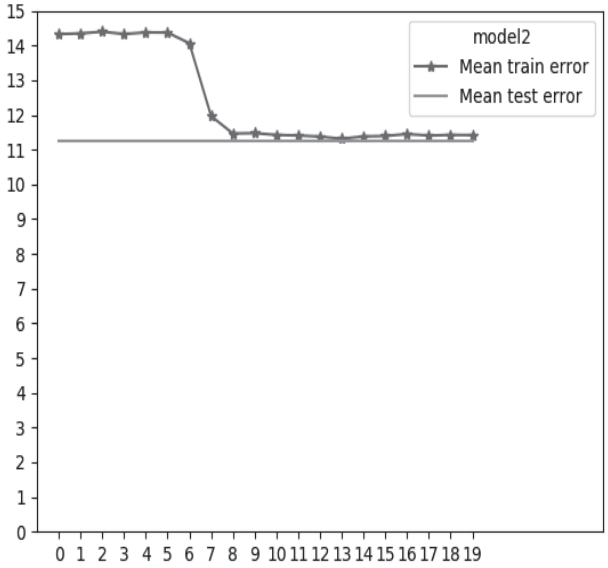

Рис. 6. Ошибка классификации модели № 2

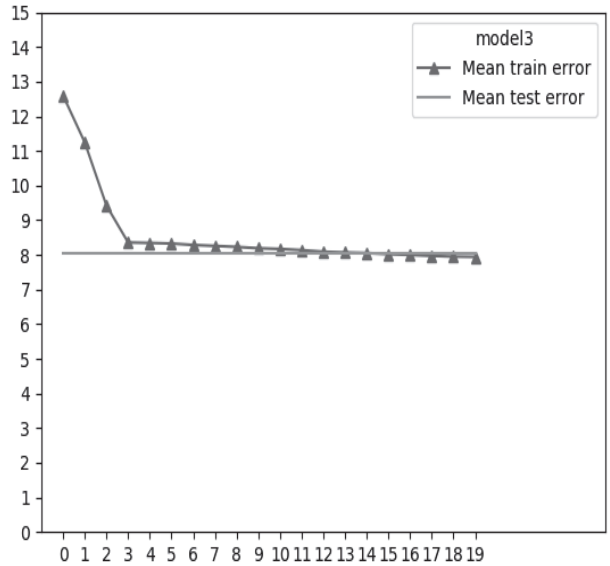

Рис. 7. Ошибка классификации модели № 3

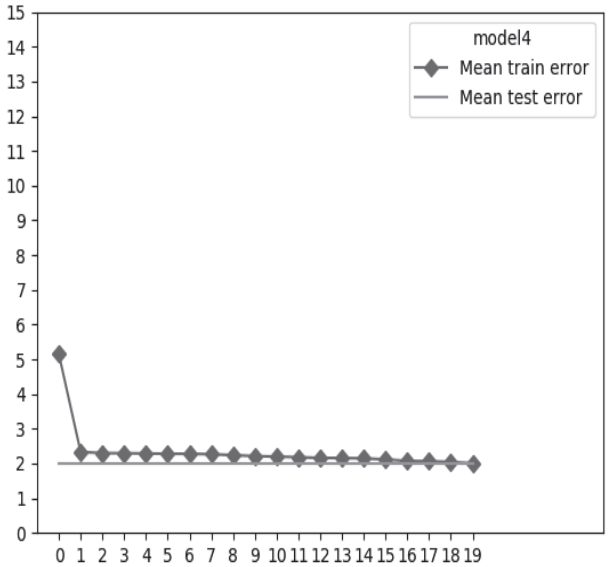

Рис. 8. Ошибка классификации модели № 4

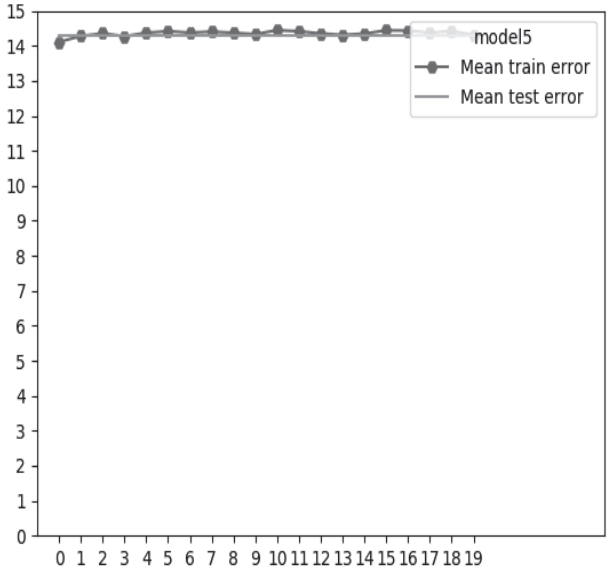

Рис. 9. Ошибка классификации модели № 5

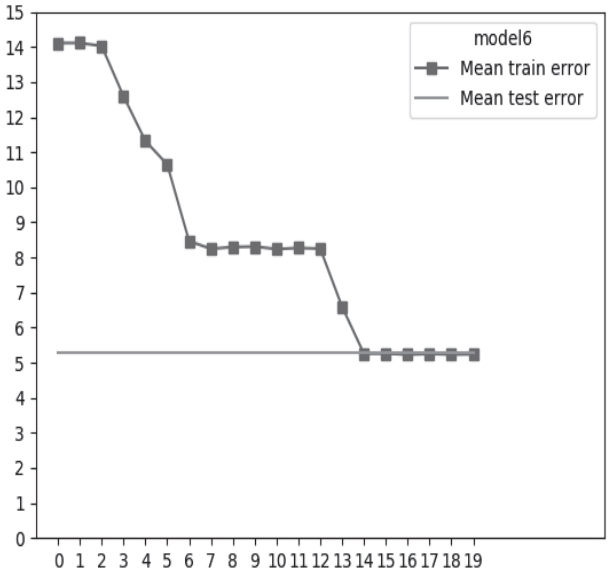

Рис. 10. Ошибка классификации модели № 6

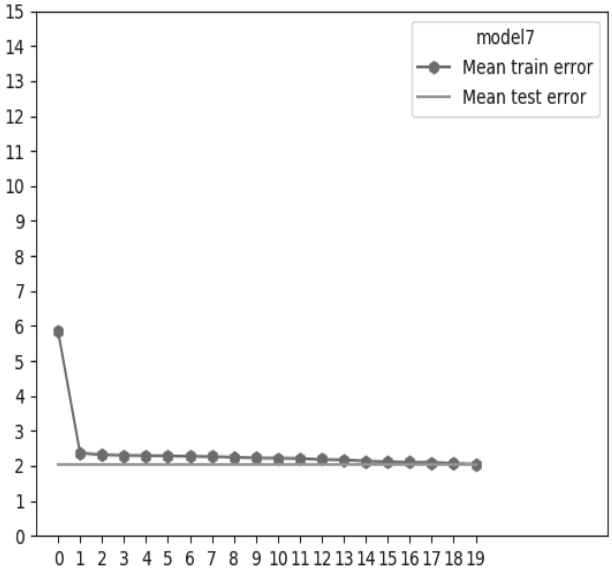

Рис. 11. Ошибка классификации модели № 7

Выводы и перспективы дальнейших исследований

Результатом данной работы является исследование построенных моделей сверточных нейронных сетей. Из исследования можно увидеть, что важными параметрами являются:

- наращивание глубины сети, при относительно небольшом количестве используемых фильтров свертки;
- слои субдискретизаци оптимально размещать после нескольких слоев свертки.

Это позволяет более точно подбирать архитектуру нейронной сети. Такой подход был использован в моделях № 4 и 7, что подтверждают графики зависимости ошибки обучения для данных моделей.

В качестве направления дальнейших исследований перспективным является изучение динамики изменения весовых коэффициентов в фильтрах сверточных слоев с точки зрения их геометрических параметров.

Список литературы

1. *LeCun Y. Gradien-based learning applied to document recognition / Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner // Proceedings of the IEEE. – 1998. – Vol. 86, issue 11, Nov 1998. – P. 2278-2324.*
2. *Hinton G.E,. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks / G.E. Hinton, R.R. Salakhutdinov // Science, 28 July 2006. – Vol. 313. no. 5786. – P. 504-507.*
3. *Krizhevsky A. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton // Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'12). – 2012. – P. 1097-1105.*
4. *Simonyan K. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition / K. Simonyan, A. Zisserman // arXiv:1409.1556v6 [cs.CV]. – 2015-04-10.*
5. *Szegedy C. Going deeper with convolutions / C. Szegedy // arXiv:1409.4842v1 [cs.CV]. – 2014-09-17.*
6. *He K. Deep Residual Learning for Image Recognition / K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun. // arXiv:1512.03385 [cs]. – 2015-12-10.*
7. *Дашкевич А.О. Дослідження багатошарових нейронних мереж для автоматичного виділення ознак при вирішенні задачі розпізнавання образів / А.О. Дашкевич // Науковий вісник ТДАТУ. – Мелітополь, 2016. – Вип. 6. – Т. 2. – С. 134-139.*

Поступила в редколлегию 10.05.2017

Рецензент: д-р техн. наук проф. А.Ю. Ницын, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», Харьков.

ДОСЛІДЖЕННЯ АРХІТЕКТУРИ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

А.О. Дашкевич

В роботі проведено процес моделювання загорткових штучних нейронних мереж. Досліджено вплив кількості шарів згортки і субдиретизації в згортковій мережі на точність класифікації зображень.

Ключові слова: *штучна нейронна мережа, згортка, субдискретизація, класифікація зображень.*

STUDY OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS MODELS FOR SOLVING THE PROBLEM OF IMAGE CLASSIFICATION

A. Dashkevich

The modeling process of convolutional artificial neural networks is described. The convolutional network layers number influence on quality of image classification is researched.

Keywords: *artificial neural network, convolution, pooling, image classification.*