

Что же касается самого выражения (17), то его правильность легко проверить: если положить вклад слабого взаимодействия равным нулю, то мы должны получить вклад, даваемый лишь электромагнитным взаимодействием.

Проделав данное упрощение и усреднив его по цвету, можно получить следующее выражение $\sigma = \frac{4\pi a^2}{9s}$, которое согласуется с теорией аннигиляции кварков с образованием только лишь гамма-кванта [2].

Таким образом можем сделать вывод о пригодности данного метода для подобного рода расчетов.

Литература

1. *S. D. Drell, T.-M. Yan*, «Massive lepton-pair production in hadron-hadron collisions at high energies,» *Physical Review Letters*, т. 25, № 5, pp. 316-320, 1970.
2. *М. Пескин, Д. Шредер*, Введение в квантовую теорию поля, Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001.
3. *С. Биленький*, Введение в диаграммы Фейнмана и физику электрослабого взаимодействия, Москва: Энергоатомиздат, 1990.
4. *Е. Бюклинг, К. Каянти*, Кинематика элементарных частиц, Москва: Мир, 1975.

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ СВЕРТОЧНЫМИ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ

М. А. Казачек

ВВЕДЕНИЕ

Сверточные сети, впервые разработанные Яном Лекуном в 90-ых годах прошлого века [1], получили толчок в развитии пять лет назад, когда одна из групп представила на ImageNet сверточную нейронную сеть [2], которая смогла распознать 84 % поданных образов. Естественно такая модель не могла остаться вне поля зрения ученых из других областей. На данный момент сложно указать научные направления, в которых бы не начали использовать модель сверточных нейронных сетей. Наиболее интенсивно они применяются в медицине для диагностики заболеваний, в системах безопасности и робототехнике применительно к задачам распознавания лиц, что обусловлено доступностью данных. К сожалению ядерная физика полностью лишена такого достоинства, и тем не менее модель сверточных нейронных сетей смогла найти применение и в фундаментальных исследованиях по ядерной физике и физике элементарных частиц [3; 4; 5].

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В современных реалиях, кроме задач распознавания, нейронные сети нашли еще одно применение – обработка изображений. На данный момент уже поставлено достаточно большое количество уникальных задач по обработке изображений, решаемых уникальными алгоритмами, основанными на модели сверточных нейронных сетей [6; 7]. И одна из наиболее интересных задач – отображение на изображении стиля художника, который является уникальной идентифицирующей характеристикой художника [7].

Таким образом, целью данной работы является применение сверточных нейронных сетей с оптимизацией алгоритмов для обработки изображений на массиве многоструктурных со специфическими особенностями данных для идентификации стилевых характеристик.

РЕАЛИЗАЦИЯ И ИССЛЕДОВАНИЯ СУЩЕСТВУЮЩЕГО АЛГОРИТМА

Для решение данной задачи используется нейронная сеть VGG-19 [8] с инициализацией весов, полученных при обучении VGG-19 на распознавании объектов [9]. Для данной работы нет необходимости использовать все слои VGG-19, а достаточным является наличие сверточных слоев и слоев подвыборки.

Изначально был реализован алгоритм, представленный в работе [7], а также проведено исследование трех оптимизационных алгоритмов: алгоритм Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно [10], алгоритм Адам [11] и алгоритм градиентного спуска.

Из графика, представленного на рис.1 видно, что при оптимизации алгоритмом Адама со скоростью обучения $\eta = 2.0$ начинает флуктуировать значение полной функции стоимости с некоторого значения количества выполненных эпох, аналогичная ситуация наблюдается при оптимизации алгоритмом Адама со скоростью обучения $\eta = 1.0$, но при большем значении количества эпох. Такие флуктуации говорят о необходимости снижения скорости обучения, но из рис.1 видно, что это ухудшит скорость сходимости алгоритма и не избавляет от наличия флуктуаций значение полной функции стоимости в дальнейшем. Основным недостатком градиентного спуска является малая скорость сходимости, для его реализации необходимо более 25000 эпох, что обусловлено необходимостью выбора малых значений скорости обучения $\eta \leq 0.05$. Алгоритм Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно сходится за 6300 эпох

(быстрее всех остальных) и, не имея флуктуаций, проявляет себя лучше остальных, и будет использоваться в данной работе.

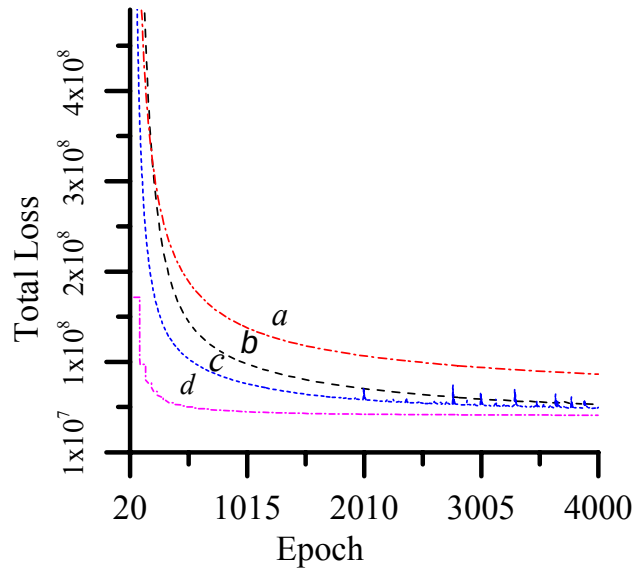


Рис.1. Зависимость функции стоимости от количества эпох обучения:

a – градиент, b – Адам $\eta = 1.0$, c – Адам $\eta = 2.0$,
d – алгоритм Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно

При реализации рассматриваемого алгоритма было замечено, что для параметра β/α критерием выбора является визуальная оценка результата. При этом весовые коэффициенты в формуле (2) принимаются равными либо 0, либо $1/N$, где N – количество слоев, играя фактически роль нормировочного множителя.

$$L_{total} = \frac{\beta}{\alpha} E_{style} + E_{cont}, \quad (1)$$

где L_{total} – полная функция стоимости, β/α – сила стиля, E_{style} – полная ошибка стиля, E_{cont} – полная контентная ошибка.

$$E_{style} = \sum_l w_l E_{style}^l, \quad (2)$$

где E_{style} – полная ошибка стиля, E_{style}^l – ошибка стиля на l -ом слое, w_l – весовой коэффициент при l -ом члене ошибки стиля.

Дальнейшее изучение модели показало, что слой «conv4_1» вносит основной вклад в полную функцию стоимости и отображение стиля. Сильное влияние «conv4_1» дает возможность модернизировать изначальный алгоритм избавлением от визуально выбираемого параметра

β/α , выбором хорошей нормировки и критерием выбора значения весового коэффициента w_l для слоя «conv4_1».

Для подтверждения выдвинутого предположения изначальный алгоритм был скорректирован: параметра β/α выбран равным 1, контентная ошибка на l -ом слое нормируется на квадрат количества карт признаков K^2 и весовой коэффициент полагаются равными либо нулю, либо некое значение w_l , которые подчиняются критерию нормировки (3).

$$\sum_l w_l = 1, \quad (3)$$

где w_l – весовой коэффициент.

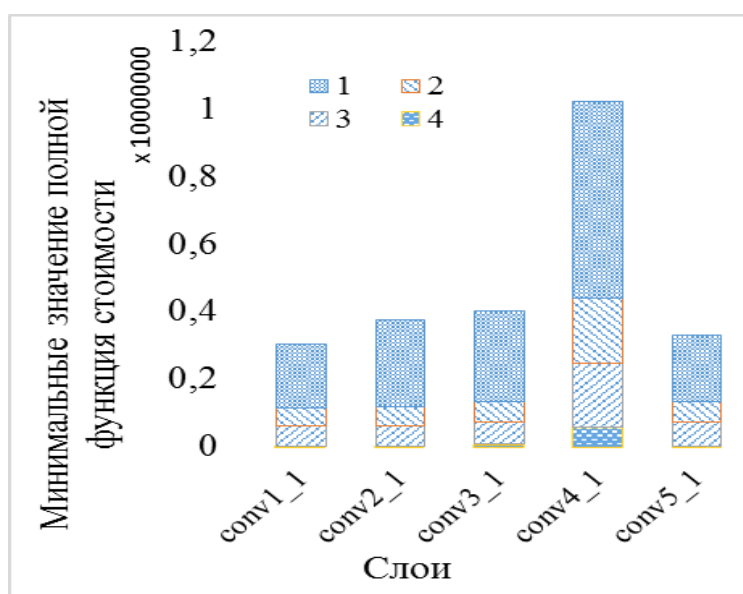


Рис.2. Влияние слоев, на которых рассчитывается стилевая ошибка, на полную функцию стоимости для разных слоев, на которых рассчитывается контентная ошибка:

1– «conv4_1», 1– «conv4_2», 1– «conv4_3», 1– «conv4_4»

АПРОБАЦИЯ ОПТИМИЗАЦИОННОГО АЛГОРИТМА

Предположим, что слой «conv4_1» независимо влияет на полную функцию стоимости от слоя, на котором просчитывается контентная ошибка. Проверка этого предположения можно провести завышением весового коэффициентом перед исследуемым слоем, участвующим в формировании ошибки стиля при фиксированном слое, на котором рассчитывается контентная ошибка. После исследования

влияния всех слоев на полную функцию стоимости, слой расчета контентной ошибки меняется. Проведя такого рода расчеты было получена зависимость минимального значения полной функции стоимости от слоя, обладающего повышенным весовым коэффициентом (рис.2).

Из графика, представленного на рис.2, видно, что наибольший вклад в полную функцию стоимости вносит именно слой «conv4_1». Таким образом, регулировку стилем можно осуществлять за счет регулировки весового коэффициента на слое «conv4_1».

Уходя от интуитивного выбора значения к более осознанному необходимо проанализировать зависимость минимального значения функции стоимости от значения w_{conv4_1} (рис.3). Исходя из вида кривой видна нелинейная зависимость от весового коэффициента при его значении от 0 до 0.02, после минимальное значение функции стоимости линейно зависит от весового коэффициента. Такое поведение зависимости может говорить о том, что слой «conv4_1» в данной точке начинает оказывать равное с остальными слоями влияние на формирование полной ошибки.

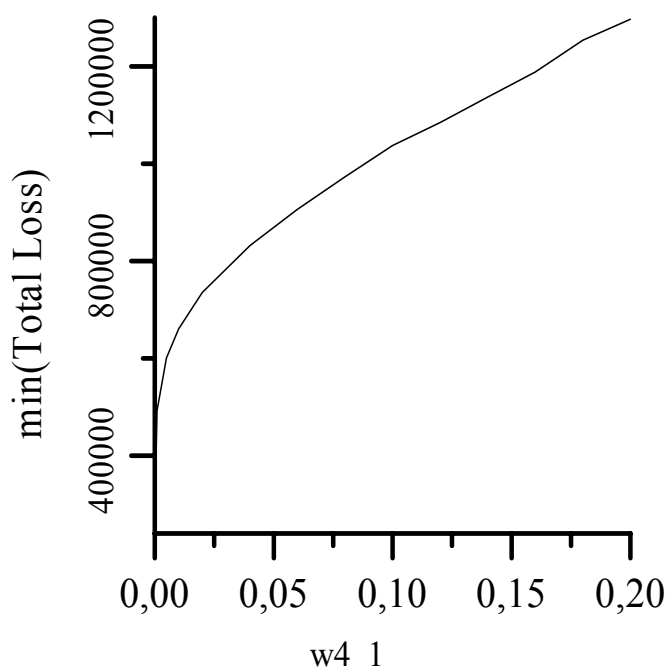


Рис. 3. Зависимость минимума функции стоимости от весового коэффициента при четвертом слое

ИТОГИ

Исследование специфических параметров модели показало сильное влияние на значения полной функции стоимости ошибки стиля, формируемой слоем «conv4_1». Обнаруженная особенность была использована для избавления модели от визуально выбираемых параметров и формирования критерия выбора параметров модели, в ходе работы получено оптимальное значение весового коэффициента $w_{conv4_1} = 0.02$, которое позволило сохранить контентную информацию при обработке изображения. Пример изображения обработанного при такой конфигурации весов представлен на рис.4. Данная работа была реализована на языке Python с открытой библиотекой машинного обучения Tensorflow.

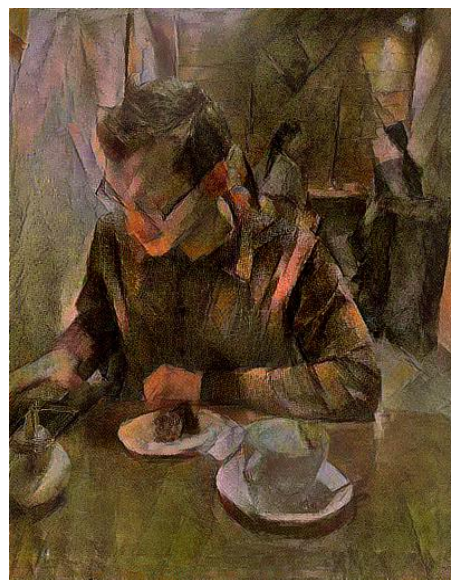


Рис.4. Контентное изображение, обработанное с использованием найденных весов

Таким образом, в работе на базе сверточных нейронных сетей для задачи обработки изображений с учетом стилевых характеристик определен наилучший оптимизационный алгоритм, который использовался для исследований специфических параметров модели.

Литература

1. Y. Le Cun et.al. “Gradient-based learning applied to document recognition” // yann.lecun.com [Электронный ресурс]. – 1998. – Режим доступа: yann.lecun.com/exdb/publis/index.htm. – Дата доступа: 28.05.2017.
2. Geoffrey E. Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks” // papers.nips.cc [Электронный ресурс]. – 2012. – Режим доступа: <http://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks>. – Дата доступа: 28.05.2017.
3. Evan Racah, Seyoon Ko, Peter Sadowski, Wahid Bhimji, Craig Tull, Sang-Yun Oh, Pierre Baldi, Prabhat “Revealing Fundamental Physics from the Daya Bay Neutrino Experiment using Deep Neural Networks”//arxiv.org [Электронный ресурс]. – 2016. – Режим доступа: arxiv.org/abs/1601.07621. – Дата доступа: 28.05.2017.
4. Aurisano, A. Radovic, D. Rocco, A. Himmel, M. D. Messier, E. Niner, G. Pawloski, F. Psihas, A. Sousa, P. Vahle “A Convolutional Neural Network Neutrino Event Classifier”//arxiv.org [Электронный ресурс]. – 2016. – Режим доступа: arxiv.org/abs/1604.01444. – Дата доступа: 28.05.2017.
5. Long-Gang Pang, Kai Zhou, Nan Su, Hannah Petersen, Horst Stöcker, Xin-Nian Wang “An EoS-meter of QCD transition from deep learning”//arxiv.org [Электронный ре-

- сурс]. – 2016. – Режим доступа: arxiv.org/abs/1602.07261v2. – Дата доступа: 28.05.2017.
6. Grigory Antipov, Moez Baccouche, Jean-Luc Dugelay “Face aging with conditional generative adversarial networks”// jmlr.org [Электронный ресурс]. – 2017. – Режим доступа: proceedings.mlr.press/v9/glorot10a/glorot10a.pdf?hc_location=ufi. – Дата доступа: 28.05.2017.
 7. Leon A. Gatys, Alexander S. Ecker, Matthias Bethge “A Neural Algorithm of Artistic Style”//arxiv.org [Электронный ресурс]. – 2015. – Режим доступа: arxiv.org/abs/1508.06576v2. – Дата доступа: 28.05.2017.
 8. Karen Simonyan, Andrew Zisserman “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”//arxiv.org [Электронный ресурс]. – 2015. – Режим доступа: arxiv.org/abs/1409.1556. – Дата доступа: 28.05.2017.
 9. Pretrained models// MatConvNet, свободная.
<http://www.vlfeat.org/matconvnet/pretrained> (дата обращения: 29.04.2018)
 10. Richard H. Byrd, Peihuang Lu, Jorge Nocedal, Ciyou Zhu “A Limited Memory Algorithm For Bound Constrained Optimization”// www.math.unm.edu [Электронный ресурс]. – 1994. – Режим доступа:
www.math.unm.edu/~vageli/courses/Ma579/lbfgs.pdf. – Дата доступа: 28.05.2017.
 11. Diederik P. Kingma, Jimmy Ba “Adam: a method for stochastic optimization”//arxiv.org [Электронный ресурс]. – 2014. – Режим доступа: arxiv.org/abs/1412.6980. – Дата доступа: 28.05.2017.

РЕГИСТРАЦИЯ ПРОДУКЦИИ ХЛОРНОВАТИСТОЙ КИСЛОТЫ В СУСПЕНЗИИ АКТИВИРОВАННЫХ НЕЙТРОФИЛОВ ПРИ ПОМОЩИ КРАСИТЕЛЯ ЦЕЛЕСТИНОВОГО СИНЕГО В

В. Е. Луценко

Нейтрофилы, или полиморфноядерные нейтрофильные гранулоциты, представляют собой клетки врожденного звена иммунной системы, обеспечивающего наиболее быстрые защитные реакции на проникновение в организм хозяина чужеродных антигенов и появление собственных дефектных клеток организма. Супероксидный анион-радикал (O_2^-), генерируемый НАДФН-оксидазой нейтрофилов, является исходным продуктом для образования широкого спектра активных форм кислорода, азота и галогенов (АФГ), в частности, хлорноватистой кислоты (НОСІ). Образование НОСІ катализируется миелопероксидазой (МПО), высвобождаемой из азурофильных гранул нейтрофилов во внеклеточное пространство в результате дегрануляции или лизиса клеток [1]. Увеличение концентрации/активности МПО и продуктов окисления НОСІ является маркером различных заболеваний, таких как сердечно-сосудистые, нейродегенеративные, онкологические и др. [2].

Обнаружение НОСІ в биологических системах затруднено ввиду его высокой реакционной способности. Методы определения НОСІ, как правило, основаны на измерении окисления соединения под действием