

Колобов И.Н. Сверточные генеративно-состязательные нейронные сети для создания изображений // Академия педагогических идей «Новация». Серия: Студенческий научный вестник. – 2018. – №12 (декабрь). – АРТ 625-эл. – 0,2 п.л. - URL: <http://akademnova.ru/page/875550>

РУБРИКА: ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

УДК 004.032.26

Колобов Илья Николаевич

студент 2 курса магистратуры, Институт ИВТ

Научный руководитель: Коробейников А.В., к.т.н., доцент

ФГБОУ ВО «Ижевский государственный технический университет

имени М. Т. Калашникова»

г. Ижевск, Российская Федерация

e-mail: k-i95@yandex.ru

**СВЕРТОЧНЫЕ ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНЫЕ
НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ СОЗДАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Аннотация: В статье рассматриваются генеративно-состязательные нейронные сети для создания изображений похожих на настоящие. В статье приведена сверточная генеративно-состязательная сеть для генерации части изображения купюр. Также рассматриваются результаты работы сети, их похожесть на оригиналы и дальнейшее улучшение работы сети.

Ключевые слова: нейронные сети для создания изображений, машинное обучение, классификация изображений.

KOLOBOV ILYA NIKOLAEVICH

2nd year master degree student, institute of computer
science and engineering

Supervisor: Korobeinikov A.V., Candidate of Technical Sciences,
Assoc. Prof.

FGBOU VO “Kalashnikov Izhevsk State Technical University”
Izhevsk, Russian Federation

**CONVOCLUTIONAL GENERATIVE ADVERSARIAL
NETWORKS FOR IMAGE CREATION**

Abstract: This article reviews adversarial networks for generation of realistic images. The article contains information on convolutional generative adversarial network for part of bill generation. Network results are being evaluated as well as further neural network work improvement.

Key words: neural networks for image generation, machine learning, image classification.

Нейронные сети пытаются раскрыть модели вещей, встречающихся в реальном мире: изображения, звуковые волны, содержащие речь, символы из языков и так далее. Сейчас наибольшего успеха добились классифицирующие сети за счет алгоритмов обратного распространения ошибки и прореживания выходов(dropout). Однако генеративные сети имеют меньший успех из-за большей сложности оценки максимальной правдоподобности. Для борьбы с этой проблемой были предложены состязательные сети[1]. В состязательных сетях генеративная модель

ставится против дискриминативной, которая учится определять принадлежит ли экземпляр к сгенерированным экземплярам или образцам.

Целью работы сети является обучение генеративной модели[5] G , чтобы она умела рисовать фальшивые купюры похожие на настоящие. Для обучения будет использован дискриминатор D , который будет обучаться отличать настоящие изображения от фальшивых. В качестве экземпляров будут подаваться изображения гербов с купюры. Чтобы увеличить обучающую выборку настоящих изображений, изображения подвергнутся случайной трансформации перед передачей дискриминатору. Они могут поворачиваться на небольшой градус, сдвигаться в стороны и масштабироваться. Результаты работы G подаются на D и на основе её ответов дискриминатора генератор обучается.

Модель дискриминатора

Дискриминатор D - дифференцируемая функция, представленная в виде многослойного персептрона состоящего из множества слоев, выполняющая бинарную классификацию. На вход сети будет подаваться RGB изображение, img , высотой H , длиной W , и каналами C , которую можно представить как функцию трех переменных $I(x, y, c)$ где $x \in [0, H], y \in [0, W], c \in [0, C]$.

$$\begin{aligned}
 &img = I(x, y, c) \\
 &= \begin{bmatrix} I(0,0,0) & I(0,1,0) & \dots & I(0, W - 1, 0) \\ I(1,0,0) & I(1,1,0) & \dots & I(1, W - 1, 0) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I(H - 1, 0, 0) & I(H - 1, 1, 0) & \dots & I(H - 1, W - 1, 0) \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} I(0,0, C - 1) & I(0,1, C - 1) & \dots & I(0, W - 1, C - 1) \\ I(1,0, C - 1) & I(1,1, C - 1) & \dots & I(1, W - 1, C - 1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I(H - 1, 0, C - 1) & I(H - 1, 1, C - 1) & \dots & I(H - 1, W - 1, C - 1) \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Модель состоит из последовательных двухмерных сверток, нормализаций и ReLU функций активации, повторенных несколько раз с уменьшающимися размерами входной матрицы и увеличивающимся числом ядер, а на последнем слое, используется сигмоидальная функция активации которая превращает данные в скаляр $D(img)$ - вероятность принадлежности изображения к настоящим изображениям.

Целью обучения модели является максимизация вероятности присуждения корректных меток для настоящих изображений и сгенерированных.

Модель генератора

Генератор G - дифференцируемая функция, представленная многослойным персептроном из множества слоев. На вход сети подается шум z - вектор вещественных чисел сгенерированных по нормальному распределению.

Данная модель реализуется через серию двумерных транспонированных сверточных сетей у которых ядра(kernel) будут применяться с некоторым шагом, каждое из которых связано с слоем двухмерной нормализации и ReLU функцией активации. В отличие от генератора, на более глубоких уровнях сети размер матрицы данных будет увеличиваться, а число ядер уменьшатся.

Целью обучения G является минимизация функции уверенности принадлежности к классу $\log(1 - D(G(z)))[1]$.

Результаты работы сети

Для создания структуры сети, ее обучения и преобразования изображений использовалась библиотека keras. Результаты работы представлены на рисунке 1. Справа находятся оригинальные изображения, а слева сгенерированные сетью.



Рис. 1.

Как видно по рисунку, нейронная сеть хорошо научилась выделять основные признаки изображения. Однако мелкие детали, такие как перья или текст сеть рисует не очень хорошо. Также некоторые детали поменяли расположение, размер и частично форму. Скорее всего связано с трансформацией изображений для дополнения обучающей выборки. Помочь побороть проблемы может как увеличение обучающей выборки, так и добавление слоев в генеративной и дискриминативной сети.

Рассмотренная сеть показала свою эффективность в решении задачи генерации изображений. Данная сеть хорошо применима для генерации изображений не имеющих мелких элементов. Также данная сеть может использоваться для обучения дискриминатора.

Список использованной литературы:

- 1) Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio – Generative Adversarial Nets. arXiv:1807.10454v2
- 2) С. Николенко, А. Кадурын, Е. Архангельская – лубокое обучение. — СПб.: Питер, 2018. — 480 с.
- 3) Техника для проверки подлинности денег [Электронный ресурс] URL: <https://habr.com/post/185806/> (дата обращения 10.11.2018)
- 4) Феллер В. Введение в теорию вероятностей и её приложения. М., Мир, 1984
- 5) Skollet F. Keras, <https://github.com/fchollet/keras>.
- 6) Alec Radford & Luke Metz - Learning with deep convolutional generative adversarial networks. arXiv:1511.06434v2
- 7) Portable Network Graphics (PNG) Specification [Электронный ресурс] URL: <https://www.w3.org/TR/2003/REC-PNG-20031110>
- 8) Саймон Хайкин. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. – М. Издательский дом “Вильямс”, 2006. – 1104с.

Дата поступления в редакцию: 26.12.2018 г.

Опубликовано: 27.12.2018 г.

© Академия педагогических идей «Новация». Серия «Студенческий научный вестник», электронный журнал, 2018

© Колобов И.Н., 2018