

	<b>VIETTEL AI RACE</b> <b>BIẾN THỂ CỦA GAN</b>	TD040
		Lần ban hành: 1

## 1. Deep Convolutional GAN

Bài trước tôi đã giới thiệu về GAN, cấu trúc mạng GAN và hướng dẫn dùng GAN để sinh các số trong bộ dữ liệu MNIST. Tuy nhiên mô hình của Generator và Discriminator đều dùng Neural Network. Trong khi ở bài CNN tôi đã biết CNN xử lý dữ liệu ảnh tốt hơn và hiệu quả hơn rất nhiều so với Neural Network truyền thống. Vậy nên bài này tôi sẽ hướng dẫn áp dụng CNN vào mô hình GAN bài trước, mô hình đấy gọi là Deep Convolutional GAN (DCGAN).

Bài toán: Dùng mạng GAN sinh ra các ảnh giống với dữ liệu trong CIFAR-10 dataset.

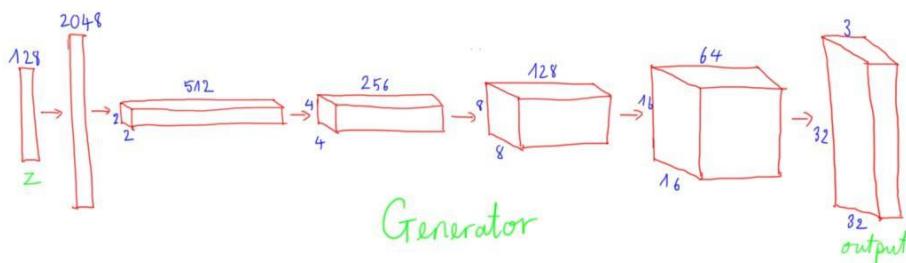
CIFAR-10 dataset bao gồm 60000 ảnh màu kích thước  $32 \times 32$  thuộc 10 thể loại khác nhau. Mỗi thể loại có 6000 ảnh.

### 1.1 Cấu trúc mạng

Nhắc lại bài trước 1 chút thì GAN gồm 2 mạng là generator và discriminator. Trong khi discriminator được train để phân biệt ảnh thật (trong dataset) và ảnh fake (do generator sinh ra), thì generator được train để đánh lừa discriminator. Ở bài trước thì cả generator và discriminator đều được xây bằng mạng neural network thông thường với các fully connected layer, bài này thì generator và discriminator được xây dựng bằng mô hình CNN với 2 layers chính là convolutional layer và transposed convolutional layer.

#### 1.1.1 Generator

Mạng Generator nhằm mục đích sinh ảnh fake, input là noise vector kích thước 128 và output là ảnh fake cùng kích thước ảnh thật ( $32 \times 32 \times 3$ )



Hình 21.1: Mô hình generator của DCGAN

Các layer trong mạng

- Dense (fully-connected) layer:  $128 \times 1 \rightarrow 2048 \times 1$
- Flatten chuyển từ vector về dạng tensor 3d,  $2048 \times 1 \rightarrow 2 \times 2 \times 512$

	VIETTEL AI RACE	TD040
	BIẾN THỂ CỦA GAN	Lần ban hành: 1

- Transposed convolution stride=2, kernel=256,  $2*2*512 \rightarrow 4*4*256$
- Transposed convolution stride=2, kernel=128,  $4*4*256 \rightarrow 8*8*128$
- Transposed convolution stride=2, kernel=64,  $8*8*128 \rightarrow 16*16*64$
- Transposed convolution stride=2, kernel=3,  $16*16*64 \rightarrow 32*32*3$

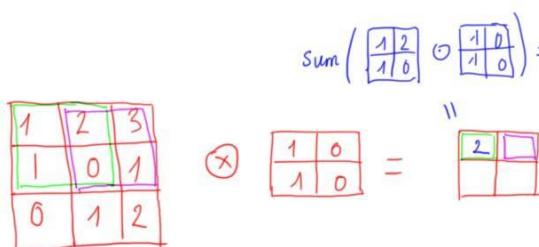
Đầu tiên thì input noise (128) được dùng full-connected layer chuyển thành 2048 (=  $2*2*512$ ). Số 2048 được chọn để reshape về dạng tensor 3d ( $2*2*512$ ). Sau đó transposed convolution với stride = 2 được dùng để tăng kích thước tensor lên dần  $4*4 \rightarrow 8*8 \rightarrow 16*16 \rightarrow 32*32$ . Cho tới khi kích thước tensor  $32*32$  (bằng đúng width, height của ảnh trong CIFAR-10 dataset) thì ta dùng 3 kernel để ra đúng shape của ảnh.

Mọi người để ý thấy là khi width, height tăng thì depth sẽ giảm, cũng giống như trong mạng CNN bình thường width, height giảm thì depth sẽ tăng.

Transposed convolution hay deconvolution có thể coi là phép toán ngược của convolution. Nếu như convolution với stride > 1 giúp làm giảm kích thước của ảnh thì transposed convolution với stride > 1 sẽ làm tăng kích thước ảnh. Ví dụ stride = 2 và padding = 'SAME' sẽ giúp gấp đôi width, height kích thước của ảnh.

Transposed convolution có 2 kiểu định nghĩa:

- **Kiểu 1** Kiểu 1 được định nghĩa đơn giản hơn lấy từ sách Dive into deep learning. Ý tưởng đơn giản là transposed convolution là phép tính ngược của convolution.

$$\text{sum} \left( \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \odot \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right) = \text{sum} \left( \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \right) = 2$$


Convolution

Hình 21.3: Convolution s=1, p=0

Nếu như ở phép tính convolution thì 1 vùng kích thước  $2*2$  được nhân element-wise với kernel và tính tổng viết ra ở output thì ở phép tính transposed convolution mỗi phần tử ở input sẽ được nhân với kernel và ma trận kết quả cùng kích thước với kernel được viết vào output. Nếu các phần tử ở output viết đè lên nhau thì ta sẽ cộng dồn vào.

	<b>VIETTEL AI RACE</b> <b>BIẾN THỂ CỦA GAN</b>	TD040
		Lần ban hành: 1

$$\begin{array}{ccccc}
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & \\ \hline 3 & 4 & \\ \hline \end{array} & \otimes & \begin{array}{|c|c|} \hline 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 \\ \hline \end{array} & = & \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1+2 & 2 \\ \hline 1+3 & 1+2+3+4 & 2+4 \\ \hline 3 & 3+4 & 4 \\ \hline \end{array} & = & \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 3 & 2 \\ \hline 4 & 10 & 6 \\ \hline 3 & 7 & 4 \\ \hline \end{array}
 \end{array}$$

*Transpose convolution*

Hình 21.4: Transposed convolution với  $s=1, p=0$

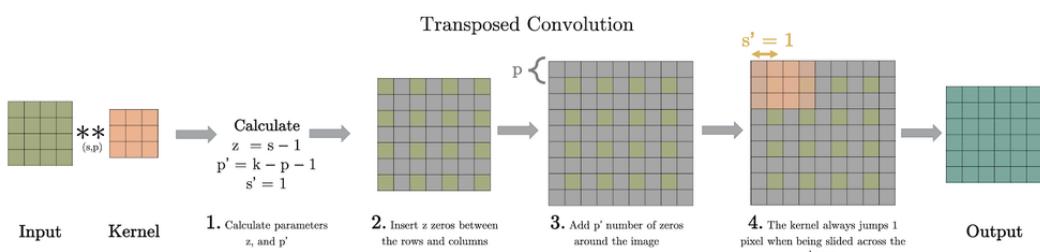
Stride trong transposed convolution được định nghĩa là số bước nhảy khi viết kết quả ra ma trận output. Với padding thì ta tính toán bình thường như với  $p=0$  sau đó kết quả ta sẽ bỏ  $p$  hàng và cột ở 4 cạnh (trên, dưới, trái, phải)

$$\begin{array}{ccccc}
 \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & \\ \hline 3 & 4 & \\ \hline \end{array} & \otimes & \begin{array}{|c|c|} \hline 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 \\ \hline \end{array} & = & \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 2 \\ \hline 1 & 2 & 2 \\ \hline 2 & 3 & 4 \\ \hline 2 & 3 & 4 \\ \hline \end{array} & = & \begin{array}{|c|c|} \hline 1 & 2 \\ \hline 3 & 4 \\ \hline \end{array}
 \end{array}$$

*Transpose convolution s=2, p=1*

Hình 21.6: Transposed convolution  $s=2, p=1$

- Kiểu 2** Kiểu định nghĩa thứ 2 thì phức tạp hơn nhưng lại có vẻ chuẩn và hay gấp hơn. Ý nghĩa của stride và padding ở đây là khi ta thực hiện phép tính convolution trên output sẽ được kích thước giống input.

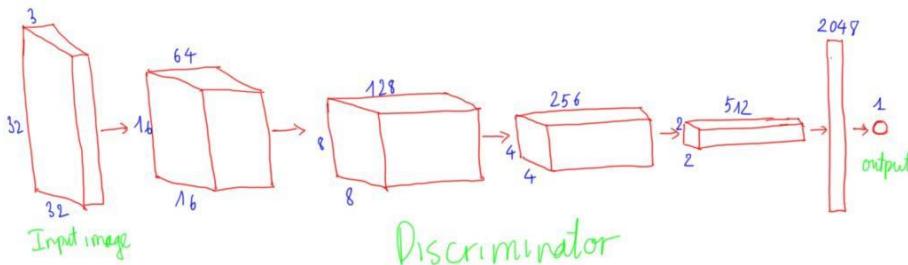


Hình 21.7: Các bước thực hiện transposed convolution

	VIETTEL AI RACE	TD040
	BIẾN THỂ CỦA GAN	Lần ban hành: 1

### 1.1.2 Discriminator

Mô hình Discriminator nhằm mục đích phân biệt ảnh thật từ dataset và ảnh fake do Generator sinh ra, input là ảnh kích thước  $(32 * 32 * 3)$ , output là ảnh thật hay fake (binary classification)



Hình 21.8: Mô hình discriminator của DCGAN

Mô hình discriminator đối xứng lại với mô hình generator. Ảnh input được đi qua convolution với stride = 2 để giảm kích thước ảnh từ  $32*32 \rightarrow 16*16 \rightarrow 8*8 \rightarrow 4*4 \rightarrow 2*2$ . Khi giảm kích thước thì depth tăng dần. Cuối cùng thì tensor shape  $2*2*512$  được reshape về vector 2048 và dùng 1 lớp fully connected chuyển từ 2048d về 1d.

Loss function được sử dụng giống như bài trước về GAN.

### 1.2 Tips

Đây là một số tips để build model và train DCGAN

- Dùng ReLU trong generator trừ output layer
- Output layer trong generator dùng tanh  $(-1, 1)$  và scale ảnh input về  $(-1, 1)$  sẽ cho kết quả tốt hơn dùng sigmoid và scale ảnh về  $(0, 1)$  hoặc để nguyên ảnh.
- Sử dụng Leaky ReLU trong discriminator
- Thay thế max pooling bằng convolution với stride = 2
- Sử dụng transposed convolution để upsampling
- Sử dụng batch norm từ output layer trong generator và input layer trong discriminator

### 1.3 Thực nghiệm

Ảnh CIFAR-10 được scale về  $(-1, 1)$  để cùng scale với ảnh sinh ra bởi generator khi dùng tanh activation.

Ở những epoch đầu tiên thì generator chỉ sinh ra noise.

	<b>VIETTEL AI RACE</b>	TD040
	<b>BIẾN THỂ CỦA GAN</b>	Lần ban hành: 1



Hình 21.9: Ảnh sinh ra bởi generator sau 10 epochs

Tuy nhiên sau 150 epoch thì mạng đã học được thuộc tính của ảnh trong dữ liệu CIFAR-10 và có thể sinh ra được hình con chim, ô tô.



Hình 21.10: Ảnh sinh ra bởi generator sau 150 epochs

## 2. Conditional GAN

Phần trước tôi giới thiệu về DCGAN, dùng deep convolutional network trong mô hình GAN. Tuy nhiên khi ta train GAN xong rồi dùng generator để sinh ảnh mới giống trong dataset tôi không kiểm soát được là ảnh sinh ra giống category nào trong dataset. Ví dụ như dùng GAN để sinh các chữ số trong bộ MNIST, thì khi train xong và dùng generator sinh ảnh thì tôi không biết được ảnh sinh ra sẽ là số mấy ( $0 \rightarrow 9$ ). Bài toán hôm nay muốn kiểm soát được generator sinh ra ảnh theo 1 category nhất định. Ví dụ có thể chỉ định generator sinh ra số 1 chẳng hạn. Mô hình đây gọi là Conditional GAN (cGAN).

### 2.1 Fashion-MNIST

Dữ liệu Fashion-MNIST về quần áo, giày dép gồm 60000 ảnh training và 10000 ảnh test. Ảnh xám kích thước  $28 \times 28$  thuộc 10 lớp khác nhau.

	<b>VIETTEL AI RACE</b>	TD040
	<b>BIẾN THỂ CỦA GAN</b>	Lần ban hành: 1

0	T-shirt/top
1	Trouser
2	Pullover
3	Dress
4	Coat
5	Sandal
6	Shirt
7	Sneaker
8	Bag
9	Ankle boot

Bài toán hôm nay sẽ dùng cGAN để sinh ra dữ liệu trong từng thể loại ở dữ liệu Fashion-MNIST như sinh ra các ảnh áo Shirt. Ví dụ dữ liệu Fashion-MNIST ở hình 22.1



Hình 22.1: Ảnh dữ liệu Fashion-MNIST

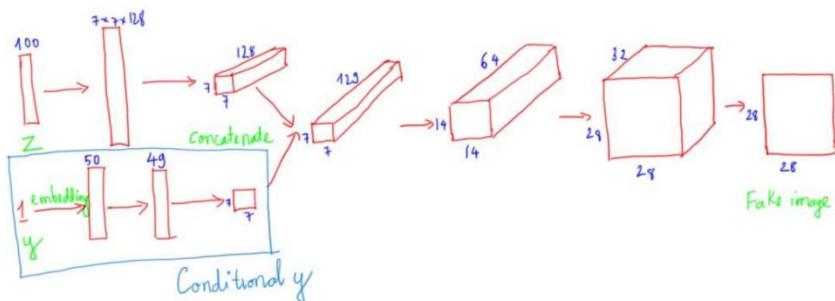
## 2.2 Cấu trúc mạng

### 2.2.1 Generator

Ở bài trước thì Generator sinh ảnh fake từ noise vector. Cái hay của random vector là có thể sample được nhiều giá trị khác nhau, thành ra khi train xong mạng GAN thì có thể sinh được nhiều ảnh fake khác nhau. Tuy nhiên lại không thể kiểm soát xem ảnh sinh ra thuộc thể loại nào (áo, giày, dép,...).

	<b>VIETTEL AI RACE</b> <b>BIẾN THỂ CỦA GAN</b>	TD040
		Lần ban hành: 1

Bên cạnh noise vector z, tôi sẽ thêm vào y, 1 số từ (0 - 9), mỗi thẻ loại trong dữ liệu Fashion-MNIST sẽ được encode về 1 số. Tôi mong muốn là z với số y nào thì sẽ cho ra dữ liệu tương ứng thẻ loại đấy.



Hình 22.2: Mô hình Generator cGAN

Input z là noise vector như bài trước, sau đây được qua dense layer về kích thước  $7 \times 7 \times 128$  rồi reshape về dạng 3D tensor kích thước  $7 \times 7 \times 128$  (y1)

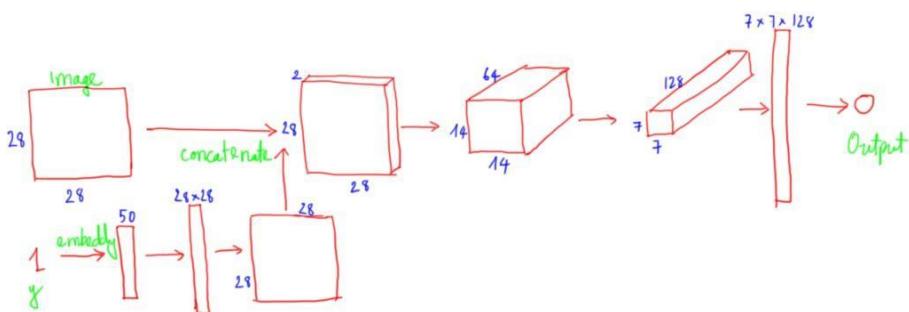
Input y là 1 số được đi qua embedding layer của keras, layer này giống như 1 dictionary map mỗi số thành một vector  $50 \times 1$ , sau đó được qua dense với output 49 node cuối cùng được reshape về 3D tensor kích thước  $7 \times 7 \times 1$  (y2)

Sau đó y1 và y2 được xếp chồng lên nhau thành tensor 3d kích thước  $7 \times 7 \times 129$ , tiếp đi qua transposed convolution để tăng kích thước lên  $14 \times 14$  và  $28 \times 28$ , cuối cùng cho ra output  $28 \times 28 \times 3$ .

### 2.2.2 Discriminator

Discriminator mục đích phân biệt ảnh thật trong dataset và ảnh fake sinh ra bởi generator.

Tương tự như ở trong generator bên cạnh ảnh, tôi sẽ thêm vào y, 1 số từ (0 - 9) tương ứng với thẻ loại trong dữ liệu Fashion-MNIST.



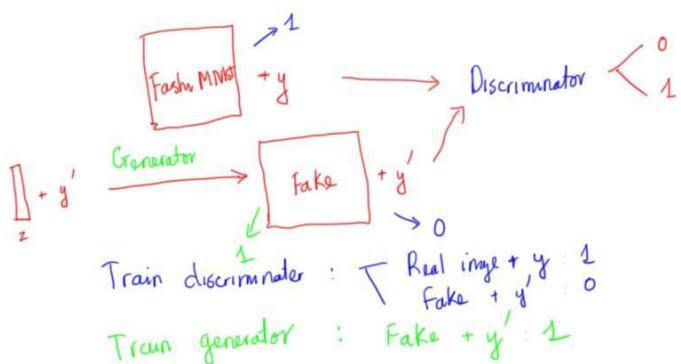
Hình 22.3: Mô hình Discriminator cGAN

	VIETTEL AI RACE	TD040
	BIẾN THỂ CỦA GAN	Lần ban hành: 1

Input  $y$  là 1 số được đi qua embedding layer của keras, layer này giống như 1 dictionary map mỗi số thành một vector  $50*1$ , sau đó được qua dense với output  $28*28$  node cuối cùng được reshape về 3D tensor kích thước  $28x28x1$  ( $y_1$ )

Sau đó  $y_1$  và ảnh input được xếp chồng lên nhau thành tensor 3d kích thước  $28*28*2$ , sau đó tensor đi qua convolution với stride = 2 để giảm kích thước ảnh từ  $28*28 \rightarrow 14*14 \rightarrow 7*7$ . Khi giảm kích thước thì depth tăng dần. Cuối cùng thì tensor shape  $2*2*512$  được reshape về vector 2048 và dùng 1 lớp fully connected chuyển từ 2048d về 1d.

### 2.2.3 Loss function



Hình 22.4: Loss function cGAN