# Inteligencja obliczeniowa - Generative Adversarial Network i inne modele generujące

Grzegorz Madejski

#### Troche teorii...

- Generatywne sieci przeciwstawne (ang. Generative Adversarial Network, GAN) to model głębokiego uczenia wykorzystywany do generowania multimediów (grafik, wideo, audio, tekstów).
- Model ten najpierw uczy się z dostępnych danych. Wyuczony, jest w stanie generować podobne dane, łączyć je ze sobą w dość zaskakujące sposoby.

#### Troche teorii...

- Model GAN składa się z dwóch podmodeli: generatora i dyskryminatora.
- Generator to model do generowania obrazu. Dostaje on na wejście wektor liczbowy, na podstawie którego generuje obrazek.
- Dyskryminator to model do oceniania, czy dany obrazek jest prawdziwy, czy jest fake'iem zrobionym przez generatora (klasyfikacja binarna).
- Generator i dyskryminator walczą ze sobą. Generator próbuje oszukać dyskryminatora tworząc w procesie uczenia coraz bardziej realistyczne obrazy. Dyskryminator usiłuje coraz lepiej rozpoznawać fejki.

Skorzystamy z samouczka

https://machinelearningmastery.com/

how-to-develop-a-generative-adversarial-network-for-an-mni by nauczyć się generować obrazki przypominający ręcznie zapisane cyfry (MNIST dataset).

> 17280 1864 1893 1787 1787

Zademonstrujemy jak wczytać i wyświetlić obrakzi z cyframi. Załączony plik *gan01.py*.

Zademonstrujemy jak zdefiniować dyskryminatora, jako sieć konwolucyjną. Załączony plik *gan02.py*.

Przygotujemy zestaw obrazków wygenerowanych losowo, zestawimy je z prawdziwymi obrazkami cyfr. Wyuczymy dyskryminator rozpoznawać, które są fałszywe, a które prawdziwe. Załączony plik *gan03.py*.

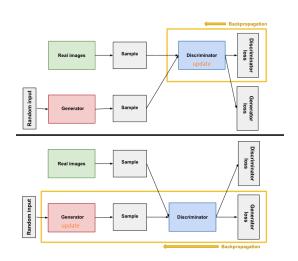
Definiujemy generator. Model dostaje wektor liczb (o wielkości na przykład latentdim=100). Dodaje warstwę ukrytą o  $126 \cdot 7 \cdot 7=6272$  neuronach i łączy te dwie warstwy. Robi reshape na 128 obrazków 7x7. Powiększa te obrazki do 14x14, nastepnie 28x28. A potem warstwą konwolucyjną zamienia je na wynikowy obrazek. Załączony plik gan04.py.

Uwaga! W gan04.py pojawiają się warstwy typu *conv2dtranspose*. Są to warstwy z odwróconą/transponowaną konwolucją/splotem (lub inaczej dekonwolucją, ang. deconvolution). Kernele konwolucyjne zamieniały zestaw (np.5x5) pikseli na jeden piksel. Kernele dekonwolucyjne zamieniają jeden piksel na zestaw pikseli (np. 5x5) - czyli rozpraszają informację.

Sprawdzamy jakie obrazki wygeneruje generator. Plik: gan05.py.

Sklejamy generatora i dyskryminatora w jeden model GAN. Plik: gan06.py.

Pora na ostatni krok: trening całego modelu. Na każdym batchu najpierw trenujemy sam dyskryminator (obliczając d\_loss i updatując jego wagi). Nastepnie na tym batchu trenujemy generator (mimo że propoagacja błędu przechodzi też przez dyskryminator), obliczając g\_loss. Cały model działa dobrze, gdy sprytny generator się tak wyuczony, że dyskryminator nie rozpoznaje fejków od realnych, czyli ma dokładność 50%.



Trenujemy GAN. Plik: *gan07.py*. Czy wygenerowane przez niego obrazki przypominają liczby?

#### **GANPaint**

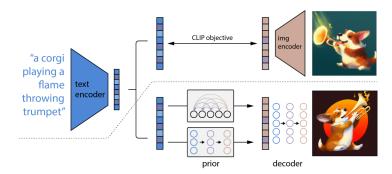
#### Przetestujmy narzędzie GANPaint

• Narzędzie: http://gandissect.res.ibm.com/ganpaint.html

• Informacje o narzędziu: https://gandissect.csail.mit.edu/

#### **DALL-E**

*DALL-E* - narzędzie do generowania obrazów na podstawie opisu tekstowego.



#### DALL-E

#### Przetestujmy:

- Narzędzie: https://openai.com/dall-e-2/
- Informacje o narzędziu: https://cdn.openai.com/papers/dall-e-2.pdf

#### Stable Diffusion

#### Przetestujmy:

- Narzędzie: https://stablediffusionweb.com/
- Informacje o narzędziu: https://stability.ai/blog/ stable-diffusion-public-release

## Midjourney

#### Linki:

- Narzędzie discordowe: https://midjourney.com/
- Info: https://midjourney.gitbook.io/docs/
- Przykłady wygenerowanych obrazków: https://midjourney.com/showcase/recent/

#### GauGAN

#### Linki:

- Narzędzie: http://gaugan.org/gaugan2/
- Info: https: //blog.paperspace.com/nvidia-gaugan-introduction/