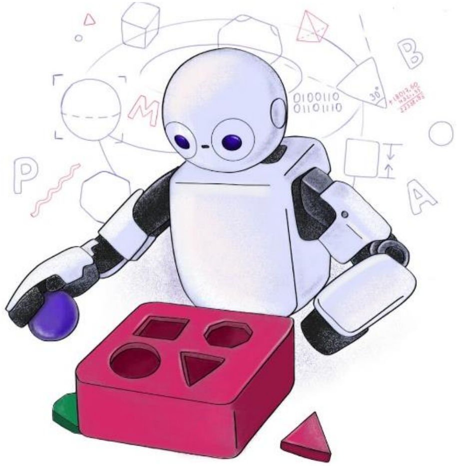
TP558 - Tópicos avançados em Machine Learning:

A função de perda de uma GAN



Felipe Augusto Pereira de Figueiredo
felipe.figueiredo@inatel.br

A competição

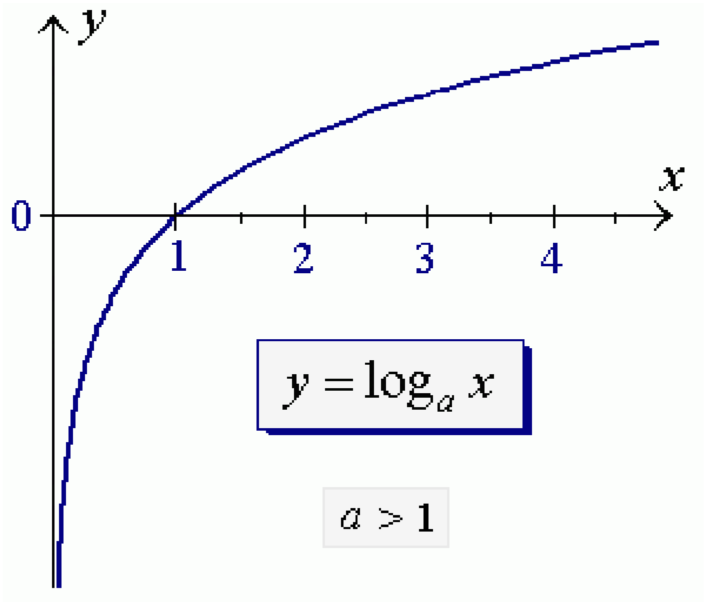
- O discriminador, D, recebe amostras reais (dos conjunto de treinamento) e amostras falsas (geradas pelo gerador, G) e então tenta discriminar entre amostras falsas e reais.
- O discriminador é um classificador binário.
- O gerador tenta enganar o discriminador apresentando-lhe amostras similares às reais e o discriminador tenta sempre predizer se as amostras são falsas ou reais.

A função de perda min-max

$$\underset{G}{Min}\ \underset{D}{Max}\left[\mathbb{E}_{(X\sim P(X))}\Big[\log D(X)\Big] + \mathbb{E}_{(Z\sim P(Z))}\Big[\log\left(1 - D(G(Z))\right)\Big]\right]$$

- Onde P(X) é a distribuição de probabilidade dos dados reais de treinamento e P(Z) é a distribuição de probabilidade do vetor de ruído Z. Normalmente, P(Z) é a distribuição Gaussiana.
- O gerador tenta minimizar esta função enquanto o discriminador tenta maximizá-la.
- Observe que D(X) e D(G(Z)) são valores de probabilidade e ambos estão no intervalo entre 0 e 1.

Função monotônica



- Log é uma função monotônica.
- Se uma função *f*(*x*) é monotonicamente crescente, isso significa que, à medida que *x* aumenta, o valor de *f*(*x*) também aumenta ou permanece constante.
- Assim, Log(D(X)) é maximizado quando D(X)=1 e minimizado quando D(X)=0.
- Da mesma forma, Log(1-D(G(Z))) é maximizado quando D(G(Z))=0 e minimizado quando D(G(Z))=1.

Função de perda do discriminador

$$\text{Max}\left[\mathbb{E}_{(X\sim P(X))}\Big[\log D(X)\Big] + \mathbb{E}_{(Z\sim P(Z))}\Big[\log\left(1 - D(G(Z))\right)\Big]\right]$$

- Queremos que o discriminador prediga todos os D(X) como 1 e todos os D(G(Z)) como 0.
- Portanto, o discriminador irá maximizar D(X) e minimizar D(G(Z)) para maximizar globalmente a função de perda acima.

Função de perda do gerador

$$\text{Min}\left[\mathbb{E}_{(X\sim P(X))}\Big[\log D(X)\Big] + \mathbb{E}_{(Z\sim P(Z))}\Big[\log\left(1 - D(G(Z))\right)\Big]\right]$$

- Queremos que o gerador, G, gere amostras que enganem o discriminador de forma que D(G(Z))=1.
- Portanto, o gerador deve maximizar D(G(Z)) para minimizar globalmente a função de perda acima.
- Observe que o gerador não tem controle sobre o primeiro termo, portanto o gerador minimizará apenas o segundo termo da equação.
- O primeiro termo só aparece acima para que a função seja expressa como mostrado no slide 3.

Treinamento do gerador e discriminador

- A função de perda min-max é otimizada usando-se o algoritmo do gradiente descendente.
- Porém, ao treinarmos uma GAN não treinamos o gerador e o discriminador simultaneamente.
- Ao treinar o gerador congelamos o discriminador e vice-versa.

Referências

[1] “Generative Adversarial Networks”, https://arxiv.org/abs/1406.2661

[2] “Understanding GAN Loss Functions“, https://neptune.ai/blog/gan-loss-functions

[3] “Understanding GANs — Deriving the Adversarial loss from scratch” https://medium.com/analytics-vidhya/understanding-gans-deriving-the-adversarial-loss-from-scratch-ccd8b683d7e2