

Deep Learning

Jonathan de Matos



Conteúdo

- Pytorch + Anaconda
- OpenCV
- PIL (Python Imaging Library)
- Convoluções
- Multi Layer Perceptron
 - Fully Connected Layers
- Redes mais populares
- Treinamento
- Avaliação de resultados



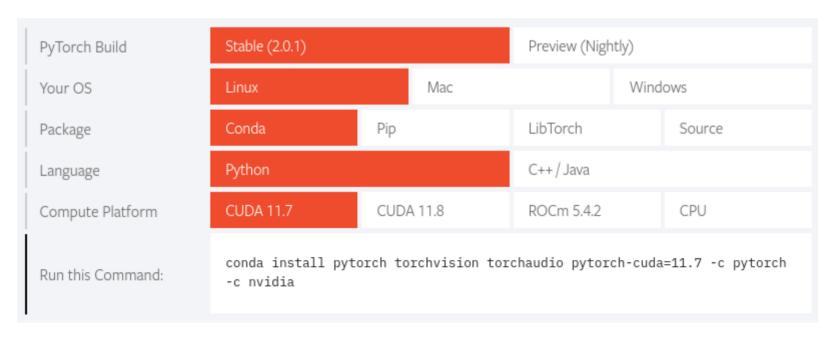
Pytorch

- É uma biblioteca que facilita o uso de tensores tanto em CPU quanto em GPU
- Tensores são entidades geométricas criadas para generalizar a noção de escalares, vetores e matrizes
- É possível realizar operações sobre os tensores, simples ou complexas, tanto no CPU quanto GPU de forma transparente
- Quando usado apenas com processamento na CPU, a instalação é simples, porém o desempenho é reduzido
- A instalação usando GPU requer a instalação das versões corretas do CUDA (Compute Unified Device Architecture) ou ROC (Radeon Open Compute)



Pytorch

- Instalação
 - https://pytorch.org/features/





Pytorch + Anaconda

- É uma distribuição de Python para uso científico
 - Facilidade de uso multiplataforma (Linux, Windows e macOS)
- Vantagens
 - Gerenciamento simples de pacotes e dependências
 - Criação de ambientes congelados com versões de pacotes
 - JupiterLab e Jupiter Notebook
 - Instalação em servidores e programação remota



OpenCV

- Biblioteca para visão computacional
- Publicada inicialmente em 2000
- C++, Python e JS
- Fornece suporte a diversos formatos de imagens
- Permite várias formas de pré-processamento de imagens
- Transformações
- Thresholding
- Smoothing
- Transformações morfológicas
- Gradientes
- Bordas
- Contornos
- Histogramas
- Segmentação
- Características
- Estereoscopia



PIL

- Python Imaging Library
- Leitura e gravação de imagens
- Conversão entre numpy e imagens
- Conversão entre tipos de imagens
- Geração de imagens
- Propriedades de imagens
- Filtros
- Visualização



Deep learning

- A tecnologia de machine learning tem auxiliado em muitos aspectos a sociedade atual
- Identificação de objetos, speech to text, busca, CBIR, etc
- Métodos tradicionais de ML são limitados na habilidade de processar dados naturais em sua forma pura
- Extração de característica
- Representation learning → Deep Learning, múltiplos níveis de representações com crescente abstração
- 1ª camada: bordas em várias orientações e suas localizações
- 2ª camada: arranjos de bordas, padrões
- 3ª camada: combinações de padrões que podem ser encontrados em objetos
- 4ª camada ... : combinações de objetos em objetos
- Não precisam ser criados ou configurados por pessoas, são alterados de acordo com os dados recebidos
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436-444.



- É uma função resultante da soma do produto de duas outras funções em uma determinada região
- Convolução, máscara ou filtro
- Afeta diretamente a imagem
- Kernel de filtro ou máscara (matrix 3x3, por exemplo)

A	В	C	D		
E	F	G	Н		
I	J	K	L		
M	N	0	P		

m_1	m_2	m_3
m_4	m_5	<i>m</i> ₆
m_7	m_8	m ₉



Sobreposição da máscara sobre a imagem

$$R = \frac{(A \times m_1 + B \times m_2 + C \times m_3 + E \times m_4 + F \times m_5 + G \times m_6 + I \times m_7 + J \times m_8 + K \times m_9)}{S}$$

- O valor de R é colocado no lugar de F da nova imagem
- A mesma operação e repetida movendo-se para o próximo conjunto de pixels ao lado e o próximo e próximo, até chegar a borda, o processo então se repete na próxima linha
- Os valores de m resultam em efeitos diferentes na imagem de destino



- OpenCV
 - cv.filter2D(src=[imagem], ddepth=-1, kernel=[kernel])

```
import cv2
import numpy as np
image = cv2.imread('uepg sm.jpg')
if image is None:
    print('Could not read image')
kernel1 = np.array([[-1, -1, -1],
                     [-1, 8, -1],
                     [-1, -1, -111]
filtered = cv2.filter2D(src=image, ddepth=-1, kernel=kernel1)
cv2.imwrite('filtered.jpg', filtered)
```



Exemplos (filter2D) (filter2d opencv.py)

$$\left[egin{array}{ccc} 0 & 0 & 0 \ 0 & 1 & 0 \ 0 & 0 & 0 \ \end{array}
ight]$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Identity kernel

Edge detection

Sharpen kernel

$$\frac{1}{9} \left[\begin{array}{rrr} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{array} \right]$$

$$\frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

Box blur

Gaussian blurr kernel



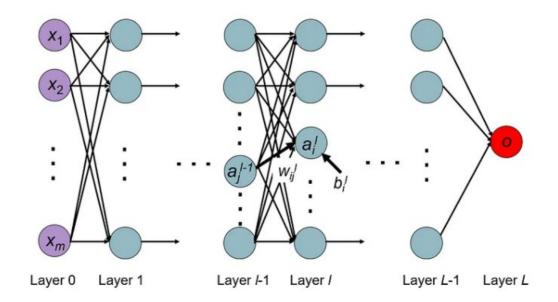
PIL

- Python Imaging Library (pil_example.py)
 - Muito utilizada para abrir, fechar, verificar valores, converter, gerar imagens
 - Diferente do OpenCV que é voltado para aplicar certo processamento sobre as imagens, a PIL nos ajuda muito junto com o Pytorch para verificar o que acontece durante todo processamento



Multi Layer Perceptron

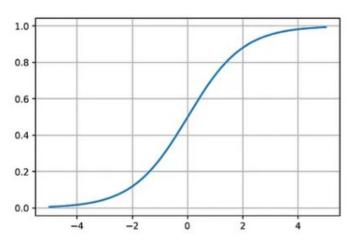
• É uma rede neural com ao menos três camadas: entrada, camada oculta e saída [1]

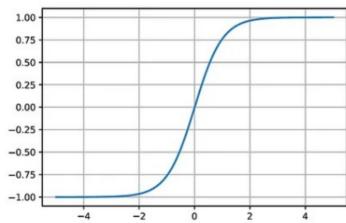


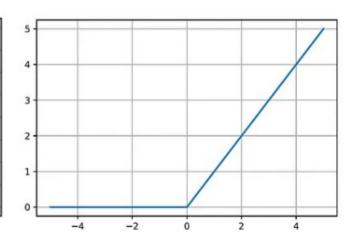


Multi Layer Perceptron

Camadas de ativação







$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

$$f(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$$

$$f(z) = \begin{cases} z & z \ge 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$$



Multi Layer Perceptron

- Implementação usando Sklearn (mlp_example.py)
 - https://scikit-learn.org/stable/index.html
- Criacao de dois datasets (treino e teste) baseados em "luas"
- Treino do classificador
- Relatório
- Representação gráfica dos dados
 - Foi possível representar graficamente pois os dados tinham apenas duas características
 - Imagens puras tem H x W x C características
 - A camada de entrada teria H x W x C neurônios



Redes convolucionais

- Aplicam convoluções como se fossem os filtros2D do OpenCV sucessivamente (convolução.py)
- É possível verificar o efeito de um filtro de uma rede (pré-treinada) usando o próprio OpenCV
- A VGG (Visual Geometric Group) é uma Rede Neural Convolucional proposta em 2015 [2]
- Ela possui entre 133 e 144 milhões de parâmetros e somente filtros 3x3



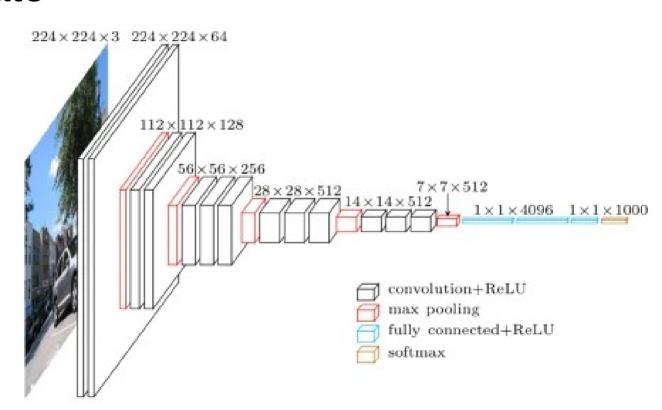
Redes convolucionais

11 weight layers	ConvNet Configuration									
layers layers layers layers layers conv3-64 conv3-128 conv3-256 conv3-256 <td< td=""><td>A</td><td>A-LRN</td><td>В</td><td>С</td><td>D</td><td>E</td></td<>	A	A-LRN	В	С	D	E				
CONV3-64 CONV3-128	11 weight	11 weight	13 weight	16 weight	16 weight	19 weight				
conv3-64 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-256 conv3-251 conv3-251 conv3-251 conv3-251	layers	layers	layers	layers	layers	layers				
LRN conv3-64 conv3-64 conv3-64 conv3-64 conv3-64 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-256 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-256 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512										
maxyol conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-256 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-256 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-256 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-5	conv3-64	conv3-64	conv3-64	conv3-64	conv3-64	conv3-64				
conv3-128 conv3-256 conv3-252 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 <t< td=""><td></td><td>LRN</td><td>conv3-64</td><td>conv3-64</td><td>conv3-64</td><td>conv3-64</td></t<>		LRN	conv3-64	conv3-64	conv3-64	conv3-64				
conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-128 conv3-256 conv3-512 conv3										
conv3-256 conv3-512	conv3-128	conv3-128								
conv3-256 conv3-512 conv3-512 <t< td=""><td></td><td></td><td></td><td></td><td>conv3-128</td><td>conv3-128</td></t<>					conv3-128	conv3-128				
conv3-256 conv3-512 conv3-512 <t< td=""><td colspan="9">maxpool</td></t<>	maxpool									
conv3-256 conv3-256 conv3-256 conv3-256 conv3-256 conv3-512	conv3-256	conv3-256	conv3-256	conv3-256	conv3-256	conv3-256				
conv3-512 conv3-512 <t< td=""><td>conv3-256</td><td>conv3-256</td><td>conv3-256</td><td>conv3-256</td><td>conv3-256</td><td>conv3-256</td></t<>	conv3-256	conv3-256	conv3-256	conv3-256	conv3-256	conv3-256				
Conv3-512 Conv				conv1-256	conv3-256	conv3-256				
conv3-512 conv3-512 <t< td=""><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td>conv3-256</td></t<>						conv3-256				
conv3-512 conv3-512 <t< td=""><td colspan="10">maxpool</td></t<>	maxpool									
conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-	conv3-512	conv3-512	conv3-512	conv3-512	conv3-512	conv3-512				
conv3-512 conv3-512 <t< td=""><td>conv3-512</td><td>conv3-512</td><td>conv3-512</td><td></td><td></td><td></td></t<>	conv3-512	conv3-512	conv3-512							
maxpool conv3-512				conv1-512	conv3-512	conv3-512				
conv3-512 conv3-512 <t< td=""><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td>conv3-512</td></t<>						conv3-512				
conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512 conv1-512 conv3-512 conv3-512 conv3-512										
conv1-512 conv3-512 conv3-512		conv3-512	conv3-512							
	conv3-512	conv3-512	conv3-512		conv3-512					
com/2-512				conv1-512	conv3-512	conv3-512				
C011V3-312						conv3-512				
maxpool										
FC-4096										
FC-4096										
FC-1000										
soft-max										



VGG

Formato





VGG

- A sequência de camadas convolucionais mais as camadas de MaxPooling vão diminuindo o tamanho da imagem (H x W), porém aumentando a quantidade de "canais"
- Os "canais" no meio da VGG acabam sendo as combinações de bordas, padrões e objetos que no final são colocados em uma espécie de MLP (Fully Connected Layers) como se fossem as características do nosso exemplo de MLP
- Quando uma imagem tem N objetos de um tipo, M objetos de outro tipo, L objetos de outro tipo, ... ela é um gato, um cachorro ou um carro
- No exemplo do código "all_vgg.py" podemos ver a imagem diminuindo, a filtragem de bordas e a formação de padrões e combinações deles até a última camada convolucional



Outros modelos

- A VGG é uma rede relativamente antiga, grande e com limitações
- Existem outros modelos, inclusive disponíveis no próprio pytorch já pré-treinados:
 - https://pytorch.org/vision/stable/models.html
 - Exemplos: AlexNet, ConvNeX, DenseNet, EfficientNet,
 EfficientNetV2, GoogLeNet, Inception V3, MaxVit, MNASNet,
 MobileNet V2, MobileNet V3, RegNet, ResNet, ResNeXt,
 ShuffleNet V2, SqueezeNet, SwinTransformer,
 VisionTransformer, Wide ResNet



Treinamento completo

- O treinamento completo é realizado fornecendo todo o conjunto de treinamento para a rede em modo treinamento, ou seja, calculando as derivadas parciais em relação a todos os pesos a cada imagem fornecida
- A cada pedaço do conjunto de treino (batch) os pesos da rede são ajustados com base nas derivadas parciais e a taxa de aprendizado
- Como o conjunto de treino é muito grande, pode ser que nos últimos pedaços dele, a rede já tenha "esquecido" como classificar as primeira imagens fornecidas, então todas as imagens de treino devem ser fornecidas novamente, porém, em geral, em outra ordem
- Cada vez que todas as imagens de treino passam pela rede, temos uma época



Treinamento completo

- Ao final de cada época, podemos fornecer um conjunto de imagens que o modelo ainda não viu, assim verificamos se ele está aprendendo ou não, este é o conjunto de validação
- Podemos treinar o modelo por um número grande de épocas ou então parar o treinamento quando a taxa de acerto no conjunto de validação não conseguir melhorar mais



Treinamento completo

- O exemplo "mnist.py" é um código simplificado do site do pytorch que mostra o treinamento completo para o conjunto de dados MNIST, que reconhece caracteres escritos a mão
- Usando a biblioteca PIL, é possível ler novas imagens e testar a capacidade da rede treinada



Referências

- [1] https://towardsdatascience.com/multi-layer-perceptrons-8d76972afa2b
- [2] https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf
- [3] https://viso.ai/deep-learning/vgg-very-deep-convolutional-networks/