



SLIDER I



ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE SISTEMAS

DISRUPTIVE ARCHITECTURES: IOT, IOB & IA

08 – Redes Neurais Convulacionais – CNN



Prof. Airton Y. C. Toyofuku



profairton.toyofuku@fiap.com.br

O que temos para hoje?





E como trabalhar com Imagens?



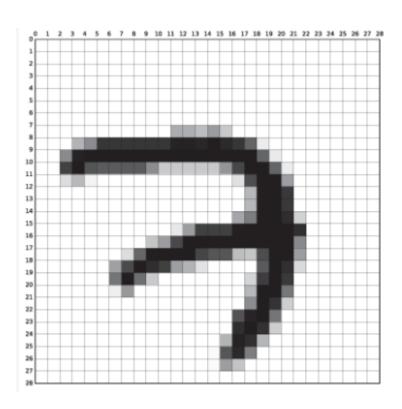


MNIST Dataset Fonte: Wikipedia

Caracteristicas do MNIST



- Possui 60.000 dados para treino;
- Possui 10.000 dados para teste;
- Foi escrito a mão por funcionários do United States Census Bureau e por alunos do High School;
- Os digitos são centralizados num Quadro de 28 x28 pixels;
- Estão todos em escala de cinza;



Como diferenciar os números?

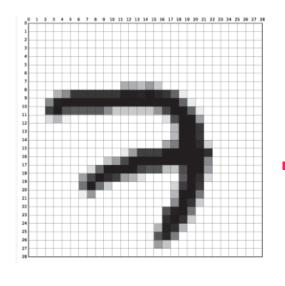


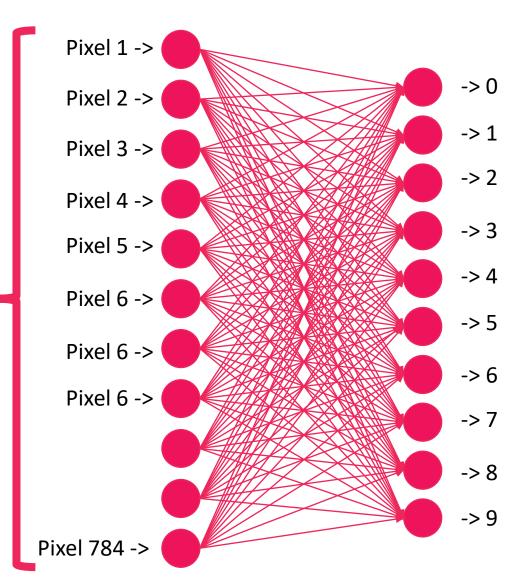




E como aplicar numa RNA?







Vamos para Prática!



```
# Importar as bibliotecas
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
# Carrega o dataset
mnist = keras.datasets.mnist
# Carrega os dados de treino e teste
(train_images, train_labels), (test_images, test_labels) = mnist.load_data()
```

```
# Mostra as caracteristicas do dataset
print(train_images.shape)
print(test_images.shape)
print(np.unique(train_labels))
```

```
# Exibe uma amostra do dataset
plt.figure()
plt.imshow(train_images[1], cmap = 'binary')
plt.colorbar()
print(train_labels[1])
```

```
# Normalizando a escala de cinza para ficar ent
re 0 e 1
train_images = train_images/255
test_images = test_images/255
plt.figure()
plt.imshow(train_images[1], cmap = 'binary')
plt.colorbar()
print(train_labels[1])
```

Vamos para Prática!

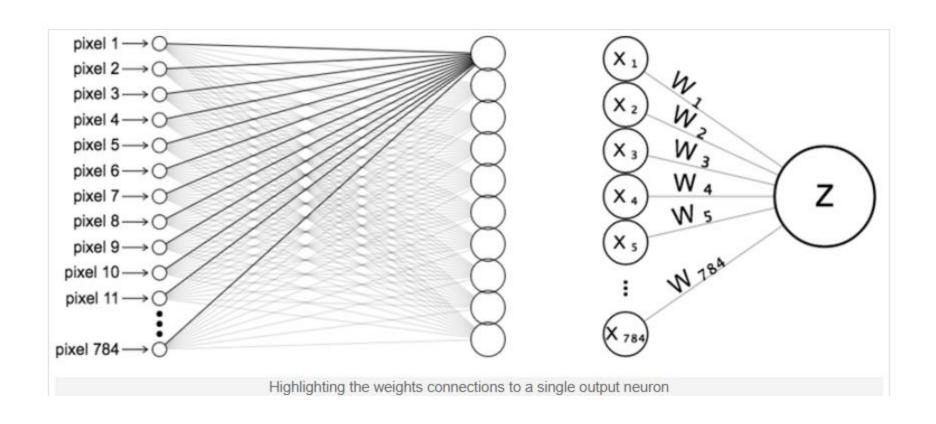
print(test acc)



```
# Mostrando o dataset normalizado
plt.figure(figsize = (10, 10))
for i in range (25):
  plt.subplot (5,5,i+1)
  plt.imshow(train images[i], cmap = 'binary')
  plt.xlabel(train labels[i])
# Criando o modelo com keras
model = keras.Sequential([
    # Camada de entrada Flatten para transformar a matriz de 28x28 para um vetor de 784
    keras.layers.Flatten(input shape=(28,28)),
    # Camada Oculta Densa (totalmente conectada) de 128 neuronios, com função de ativação Relu
    keras.layers.Dense(128, activation = tf.nn.relu),
    # Camada de saida Densa de 10 neuronios, com função de ativação softmax
    keras.layers.Dense(10, activation=tf.nn.softmax)
])
# Compila o modelo com fução Loss e metrica de acuracia
model.compile(loss='sparse categorical crossentropy', metrics=['accuracy'])
# Mostra o modelo compilado
model.summary()
# Treina o modelo, com 5 épocas
model.fit(train images, train labels, epochs = 5)
# Testa e mostra as métricas
test loss, test acc = model.evaluate(test images, test labels)
print(test loss)
```

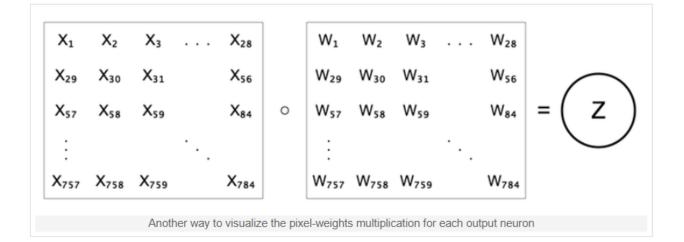
E o que aconteceu?



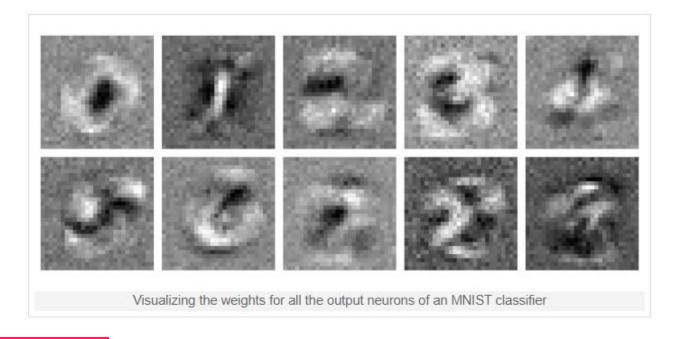


E o que aconteceu?



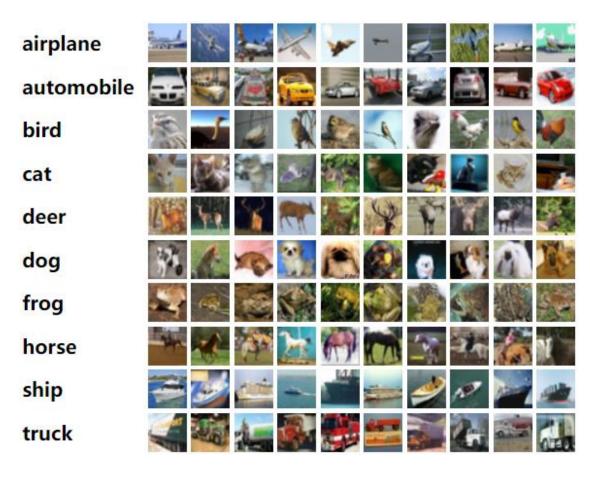






E se colocarmos cor nisso?



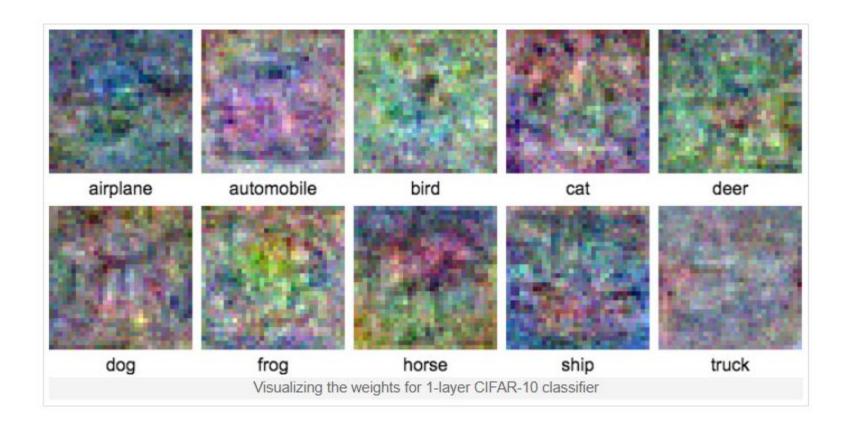


EXEMPLO: CIFAR-10

- 6.000 Imagens;
- > 32 x 32 pixels;
- > 10 classes independentes
- Classes balanceadas

Acontece isso...





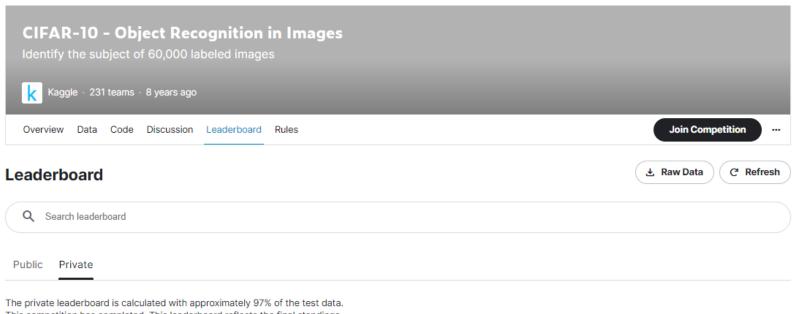
Por que?



- Fazer com que cada pixel da imagem seja um **atributo** ignora a dependência entre pixels vizinhos!
- As características de contorno, profundidade e textura são percebidas por um conjunto de pixels próximos um do outro.
- ❖ A inclusão de cores força a pensarmos em 3 Dimensões RGB!
- Existem duas alternativas para lidar com isso:
 - Extrair as caracterésticas de contorno, profundidade e textura através de técnicas de processamento de sinais;
 - 2. Aprender a extrair essas características através de parâmetros;

CIFAR-10





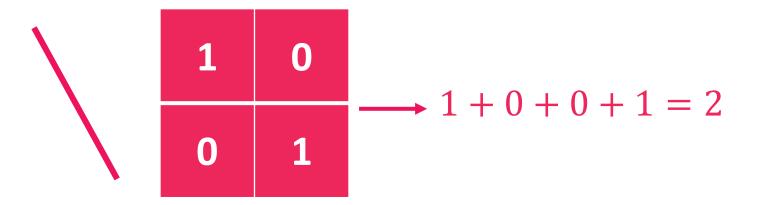
This competition has completed. This leaderboard reflects the final standings.

#	Δ	Team	Members	Score	Entries	Last	Solution
1	_	DeepCNet		0.95530	18	8y	
2	_	jiki		0.94740	42	8y	
3	_	Anil Thomas	(1º)	0.94300	3	8y	
4	_	Frank Sharp		0.94190	13	8y	
5	_	nagadomi		0.94150	16	8y	
6	_	Phil & Triskelion & Kazanova		0.94120	107	8y	

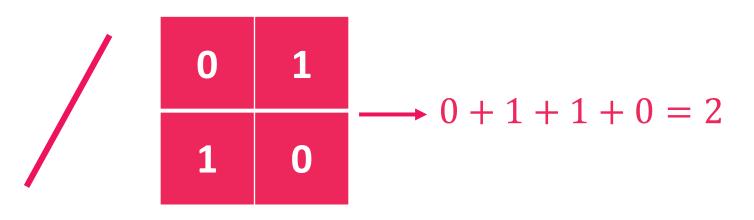
Redes Neurais Convulacionais (CNN)FIAP

- As CNN (Convolutional Neural Networks) são usada para reconhecimento visual;
- Baseiam-se nos conceitos conhecidos sobre a visão humana;
- Considera a relação entre os pixels vizinhos para determinar contornos, texturas e profundidades;
 - A relação é estipulada através de **filtros**, que são aplicados através de um processo chamado **convolução**.

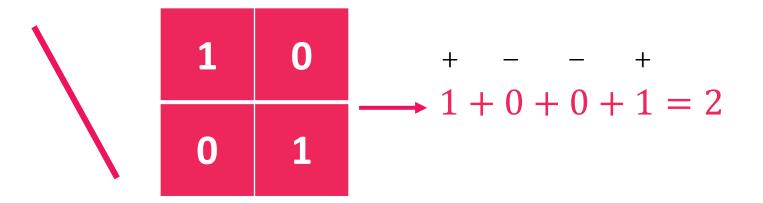




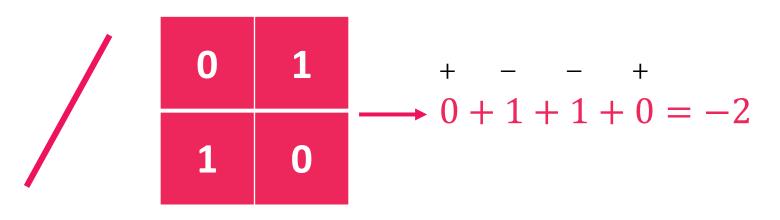
O que acham desse filtro?





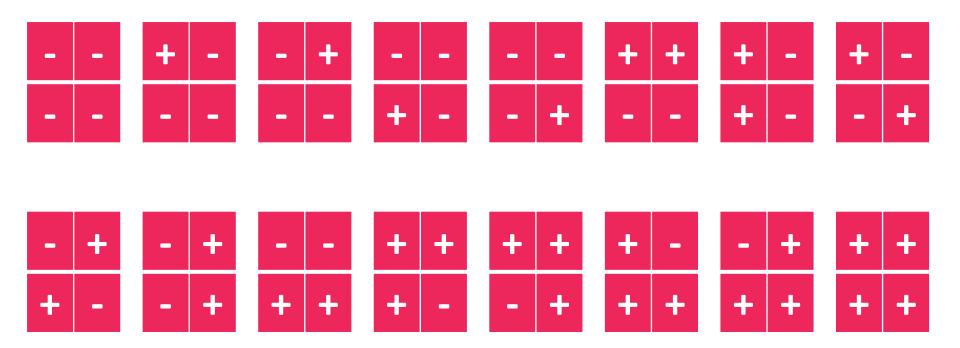


O que acham desse filtro?



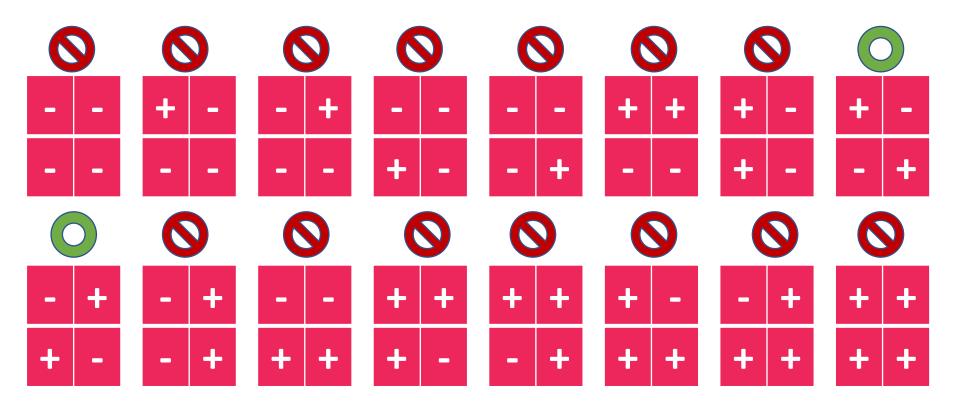


❖ Para uma image 2x2, apenas com "-" e "+" = 2⁴ = 16 possibilidades!



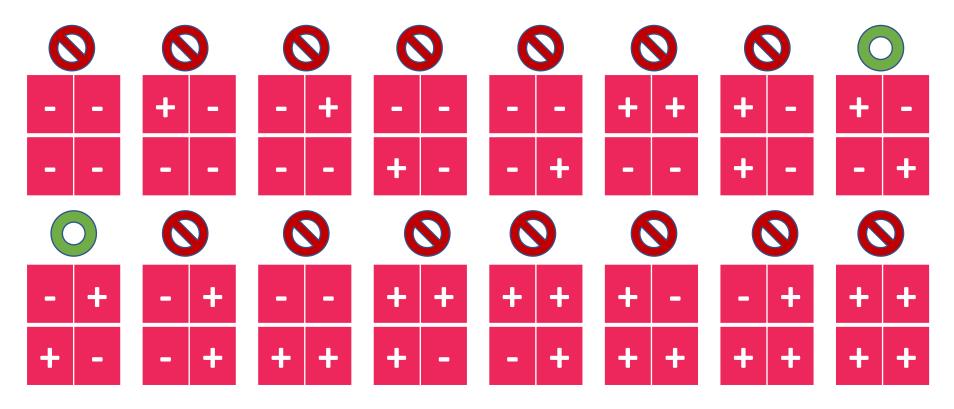


❖ Para uma image 2x2, apenas com "-" e "+" = 2⁴ = 16 possibilidades!





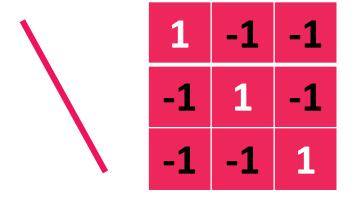
❖ Para uma image 2x2, apenas com "-" e "+" = 2⁴ = 16 possibilidades!



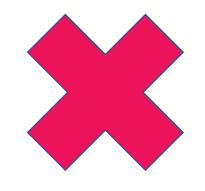
- E se aumentar a quantidade de pixels?
- E se usarmos valores reais randomicos, por exemplo 3.14, 2.75, 0.33...?

Voltando para CNN

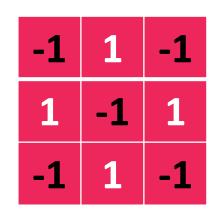


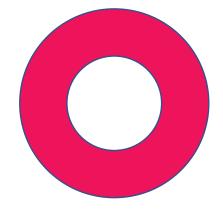


1	-1	1
-1	1	-1
1	-1	1



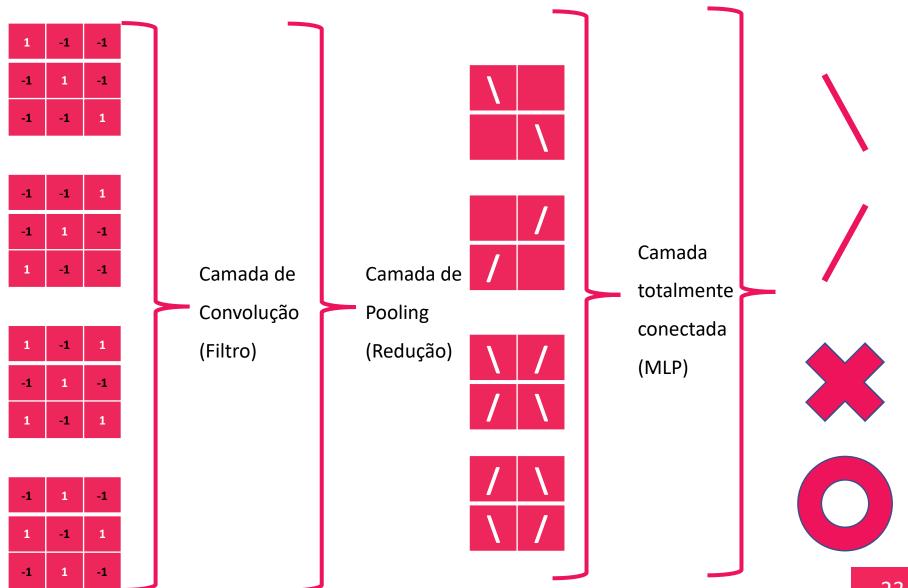
/	-1	-1	1
	-1	1	-1
	1	-1	-1





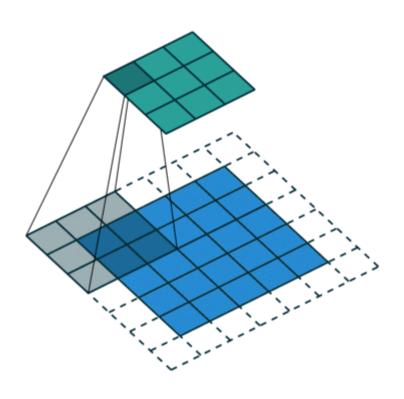
Voltando para CNN





Camada de Convolução





Fonte: https://giphy.com/gifs/blog-daniel-keypoints-i4NjAwytgIRDW

1 _{×1}	1,	1,	0	0
O _{×0}	1,	1,0	1	0
0 _{×1}	0,0	1,	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

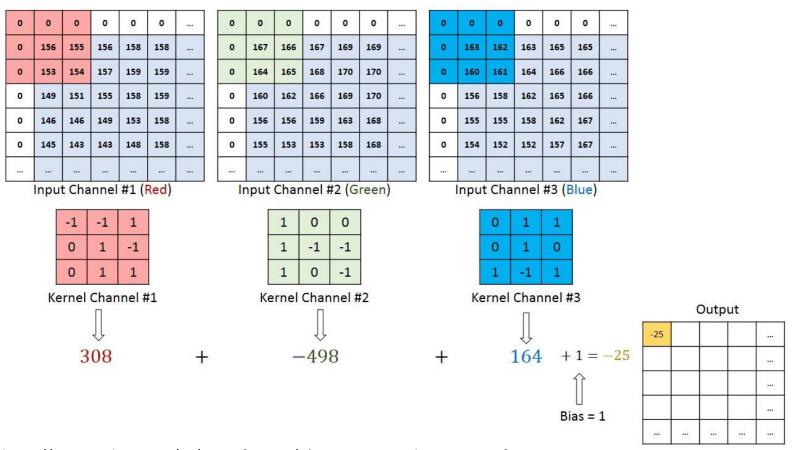
4

Image

Convolved Feature

Fonte: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Convolution_arithmetic_-_Padding_strides.gif

Camada de Convolução em imagens FIAP coloridas



Fonte: https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1280/1*ciDgQEjViWLnCbmX-EeSrA.gif

Mas para que serve isso?



Operation	Kernel ω	Image result g(x,y)
Identity	$\left[\begin{array}{ccc} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{array}\right]$	
Ridge or edge detection	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	
range of eage detection	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$	
Sharpen	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	
Box blur (normalized)	$\frac{1}{9} \left[\begin{array}{ccc} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{array} \right]$	
Gaussian blur 3 × 3 (approximation)	$\frac{1}{16} \left[\begin{array}{ccc} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{array} \right]$	
Gaussian blur 5 × 5 (approximation)	$\frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$	
Unsharp masking 5 × 5 Based on Gaussian blur with amount as 1 and threshold as 0 (with no image mask)	$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	

- Serve para achar bordas nas imagens;
- Serve para evidenciar alguma caracteristica como o sharpen e o blur;

E o que isso tem a ver com CNN?

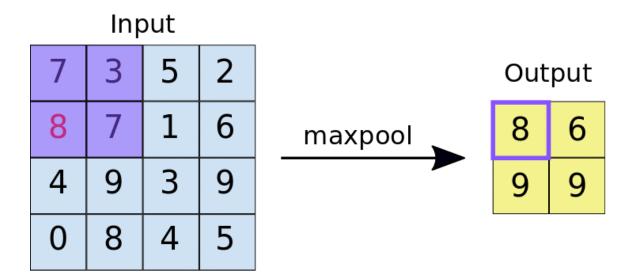
- A CNN aplica esses filtros de convulação várias vezes;
- O treinamento da CNN consiste em descobrir quais os valores que mais se adequam aos filtros;

Camada de Pooling



Usada para reduzir a dimensão da imagem e conseguir discriminar a imagem.
Exemplos:

Max Pooling



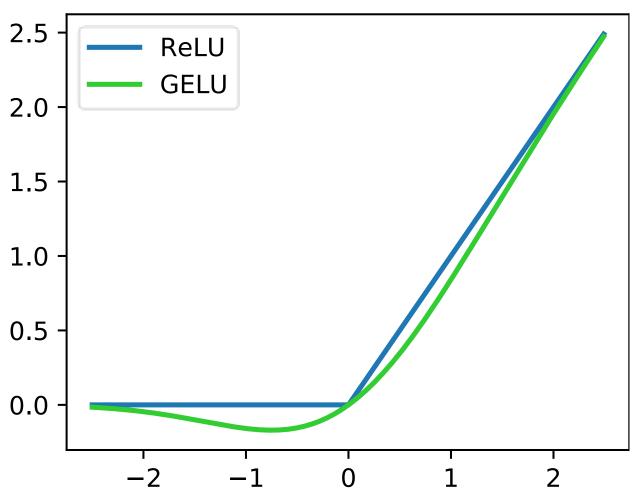
Fonte: https://nico-curti.github.io/NumPyNet/NumPyNet/images/maxpool.gif

Outros exemplos: Min Pooling e Average Pooling

Função de ativação



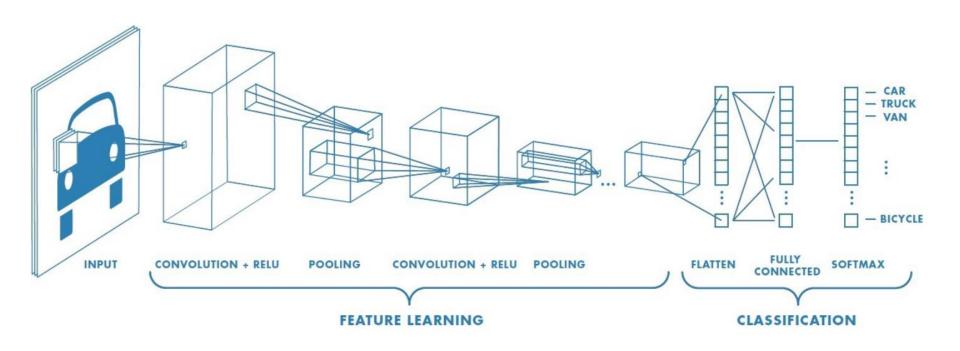
Nonlinearities



Fonte: https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/4/42/ReLU_and_GELU.svg

Processo Completo da CNN





Fonte: https://rstudio-conf-2020.github.io/dl-keras-tf/04-computer-vision-cnns.html#13

Vamos para Prática!



```
# Criando um modelo de rede neural seguencial.
model2 = keras.Sequential()
# Adiciona uma camada de convolução 2D com 32 filtros de tamanho 5x5, que usa a função de ativação ReLU
# e tem uma entrada de imagem 2D com altura e largura de 28 pixels e um único canal de cor (escala de cinza).
model2.add( keras.layers.Conv2D(filters=32, kernel size=5, padding='same',
                                activation ='relu', input shape=(28,28,1)) )
# Adiciona uma camada de max pooling 2D que reduz a dimensão da imagem de entrada pela metade
# (em ambas as direções - altura e largura) usando uma janela de 2x2 pixels e um passo de 2 pixels.
# A camada é adicionada à rede neural após a camada de convolução, o que ajuda a reduzir o número
# de parâmetros e a extrair as características mais importantes da imagem.
model2.add( keras.layers.MaxPooling2D(pool size=[2,2], strides=2))
# Adiciona uma camada de convolução 2D com 64 filtros de tamanho 5x5, que usa a função de ativação ReLU
# e tem uma entrada de imagem 2D com altura e largura de 28 pixels e um único canal de cor (escala de cinza).
model2.add( keras.layers.Conv2D(filters=64, kernel size=5, padding='same',
                                activation ='relu', input shape=(28,28,1)) )
# Adiciona uma camada de max pooling 2D que reduz a dimensão da imagem de entrada pela metade
# (em ambas as direções - altura e largura) usando uma janela de 2x2 pixels e um passo de 2 pixels.
# A camada é adicionada à rede neural após a camada de convolução, o que ajuda a reduzir o número
# de parâmetros e a extrair as características mais importantes da imagem
model2.add(keras.layers.MaxPooling2D(pool size=[2,2], strides=2))
# Transforma a imagem no formato de "matriz" em um vetor
model2.add(keras.layers.Flatten())
# Adiciona uma camada de 1024 neuronios totalmente conectados (Densa) com função de ativação ReLU
model2.add(keras.layers.Dense(1024, activation='relu'))
# Adiciona uma camada de 10 neurônios totalmente conectados (Densa), que calcula
# as probabilidades de cada classe usando a função softmax.
model2.add(keras.layers.Dense(10, activation='softmax'))
# Compila o modelo model2 com o otimizador Adam, a função de perda de entropia cruzada categórica esparsa
# e a métrica de acurácia. O modelo agora está pronto para ser treinado.
model2.compile(optimizer='adam', loss='sparse categorical crossentropy', metrics=['accuracy'])
# Vamos mostrar como ficou a rede
model2.summary()
```

Vamos para Prática!



```
# Treinando nosso modelo!
model2.fit(train_images, train_labels, epochs = 5)
```

```
# Vamos expandir as dimensões da imagem para verificação de acerto depois
# de colocar o modelo a prova
test_images = (np.expand_dims(test_images,3))
test_images.shape
```

```
# Vamos testar o modelo!
test_loss, test_acc = model.evaluate(test_images, test_labels)
print(test_loss)
print(test_acc)
```

```
# Agora vamos por o modelo a prova! Vamos passar imagens e ele vai nos dizer o que é
predictions = model.predict(test_images)
print("Score para o objeto #0 no teste: ")
print(predictions[0])
print("Classe predita = " +str(np.argmax(predictions[0])))
```

Algumas verificações:



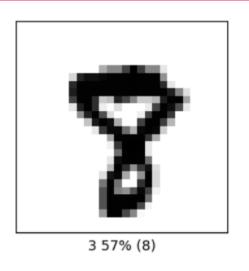
```
# Funções para facilitar a visualização
def plot image(i, predictions array, true label, img):
  predictions array, true label, img = predictions array[i], true label[i], img[i]
  plt.grid(False)
 plt.xticks([])
  plt.yticks([])
 plt.imshow(img, cmap = plt.cm.binary)
  predicted label = np.argmax(predictions array)
  if(predicted label == true label):
    color = 'blue'
  else:
    color = 'red'
  plt.xlabel("{} {:2.0f}% ({})".format(predicted label,
                                       100*np.max(predictions array),
                                       true label,
                                        color = color))
def plot value array(i, predictions array, true label):
  predictions array, true label = predictions array[i], true label[i]
  plt.grid(False)
  plt.xticks(range(10), range(10))
   plt.yticks([])
   thisplot = plt.bar(range(10), predictions array, color = "#7777777")
   plt.ylim([0,1])
  predicted label = np.argmax(predictions array)
   thisplot[predicted label].set color('red')
   thisplot[true label].set color('blue')
```

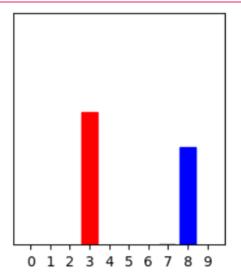
Algumas verificações:



```
# Vamos verificar quais as imagens que o nosso modelo errou
predictions = model.predict(test_images)
for i in range(500):
  if(np.argmax(predictions[i]) != test_labels[i]):
    print(i)
```

```
# Agora vamos avaliar os numeros que ele errou
i = 233 # Substitua por um dos indices apontados na celula anterior!
plt.figure(figsize=(6,3))
plt.subplot(1,2,1)
plot_image(i, predictions, test_labels, test_images[:,:,:,0])
plt.subplot(1,2,2)
plot_value_array(i, predictions, test_labels)
```







Copyright © 2023 Prof. Airton Y. C. Toyofuku

Todos direitos reservados. Reprodução ou divulgação total ou parcial deste documento é expressamente proibido sem o consentimento formal, por escrito, do Professor (autor).

This presentation has been designed using images from Flaticon.com
This presentation was based on Redes Neurais Convulacionais by Prof. Diego Silva