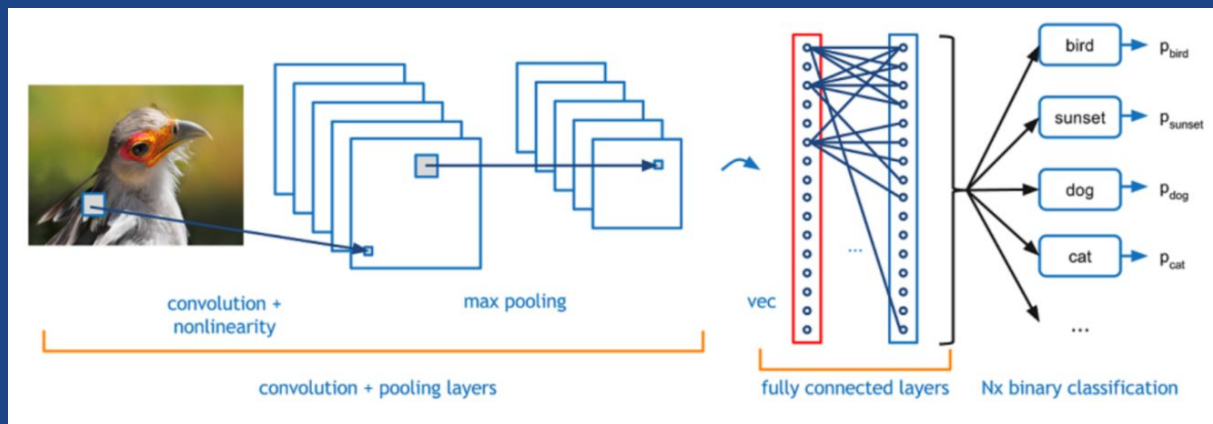


Rede Neural Convolucional (CNN - Convolutional Neural network)

GEIA - Grupo de estudos de inteligência artificial



Fábio Lofredo Cesar

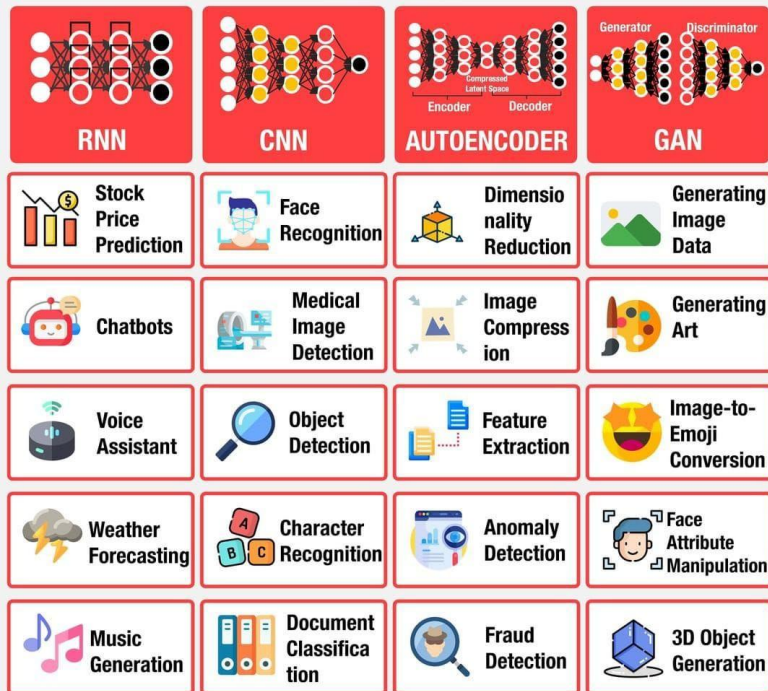
Links para acompanhar a apresentação

Foi criada uma planilha para acompanhar todo processo de predição de um algoritmo de CNN durante a apresentação, confira nos links para mais detalhes.

Input Layer		Convolution Layer				Pooling Layer		Flatten Layer		Hidden Layer										Output Layer				Predição																				
Imagem RGB		1° Filter 2x2x3	Input x Filter (Stride = 1) 2x2x3		Somando as 3 matrizes e o BIAS		Função de ativação Relu		1° Feature map		Pesos dos 5 Neurônios					Valores do Input Layer x Pesos do Hidden Layer					Pesos dos 3 Neurônios					Valores do Hidden Layer (Relu) x Pesos do Output Layer					Oculto			Imagem			Predição							
Canal 1 (Red)			R		BIAS 0.5						Valores					1 2 3 4 5					1 2 3 4 5					1 2 3					0 1 2 3					0.00000000			Cachorro			Sim		
0 100 0 50			-0.3 0		100 199.5 345						358.5 -1 0.3 -0.9 -0.2 -1					-358.5 107.95 -322.65 -71.7 -358.5					653.75 -0.5 -0.4 0.2					-481.875 -385.5 162.75					1.00000000			Gato			Não							
100 0 255 100			1 0.9		155 150 -76.5						522.8 0.8 0.4 3.3 -0.4 0.8					313.56 470.34 156.79 239.04 470.34					0 -0.9 1 -0.8					0 0 0					0.00000000			Gato			Não							
50 150 0 0					85 184.5 464.5						535.7 -0.5 -0.4 -0.3 -0.5 -0.5					323.32 215.46 389.39 644.03 532.25					191.88 -0.4 -0.2 -0.3					-79.552 -38.778 -99.894					0.02288774			Cavalo			Não							
100 0 255 255											107.15 0.5 -0.8 0.9 -0.3 0.9					835.75 -857.2 894.35 321.45 964.35					0 0.5 -0.9 -0.7					0 0 0																		
											419.4 -0.3 0 -0.5 -1 -0.8					1125.02 0 251.54 -419.4 -335.63					1373.4 0.8 0.1 -0.1					1068.72 137.34 -137.54																		
											388.2 0.4 -0.8 -0.4 -0.5 -0.5					155.28 -310.58 -155.28 -184.1 -184.1																												
											766.7 0.5 0.7 0.3 -0.8 0.8					353.35 538.84 233.07 440.02 513.35																												
											766.7 0.5 -0.9 -0.2 -0.6 0.7					183.35 892.05 153.34 38.67 538.85																												
											BIAS 0.5 -0.4 0.9 -0.7 -0.4																																	
											Soma 653.75 -955.05 185.85 -442.47 1373.4																																	
											Relu 653.75 0 185.85 0 1373.4																																	

Aplicações da CNN

DEEP LEARNING USE CASES



Face
Recognition



Object
Detection



Medical
Image
Detection



Character
Recognition



Document
Classifica
tion

Aplicações da CNN

Redes totalmente convolucionais (FCN do inglês) é uma variante das CNN's clássicas.

Classificação da rede Alexnet da imagem de um gato do banco de imagens PASCAL VOC.



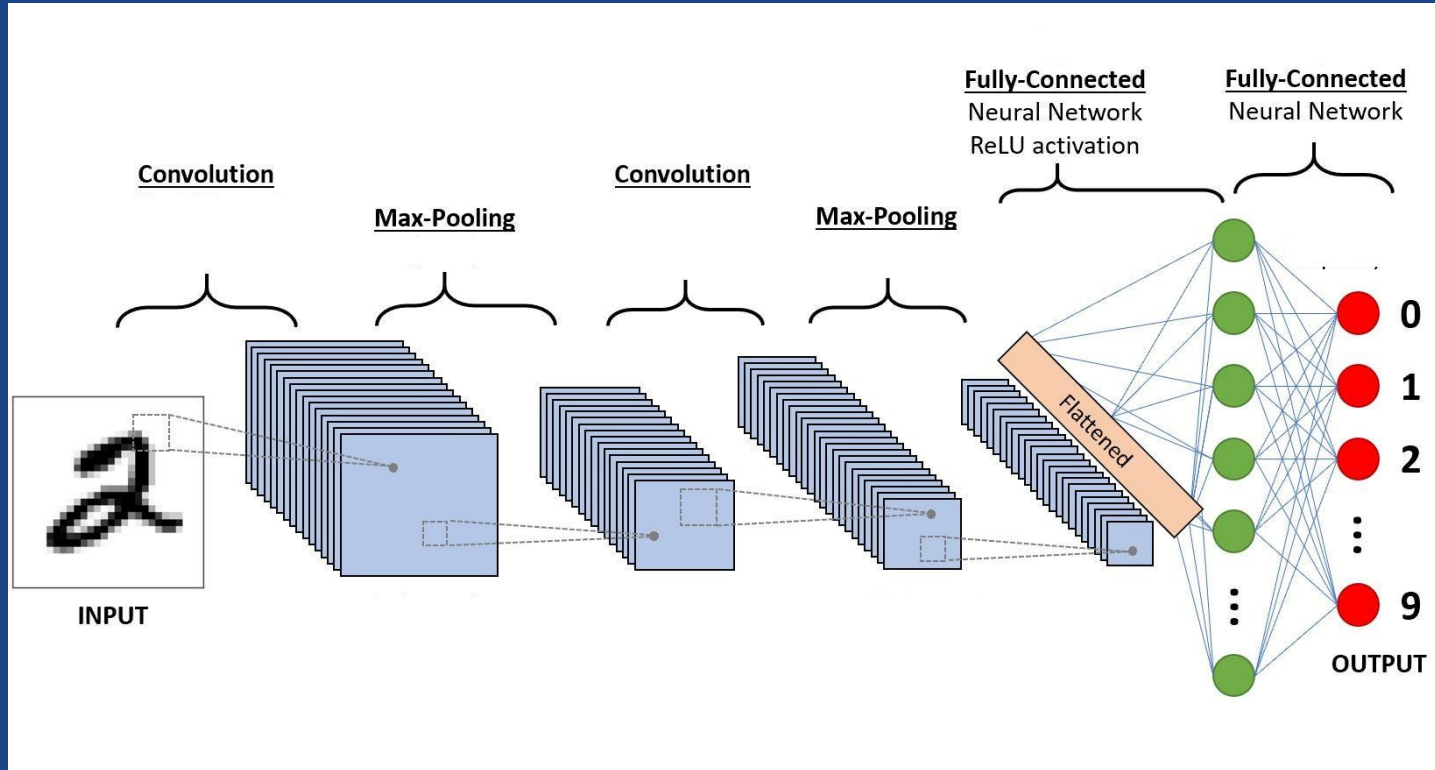
Predictions

Egyptian cat	47.22%
tabby, tabby cat	25.49%
tiger cat	23.37%
lynx, catamount	2.98%
Persian cat	0.17%

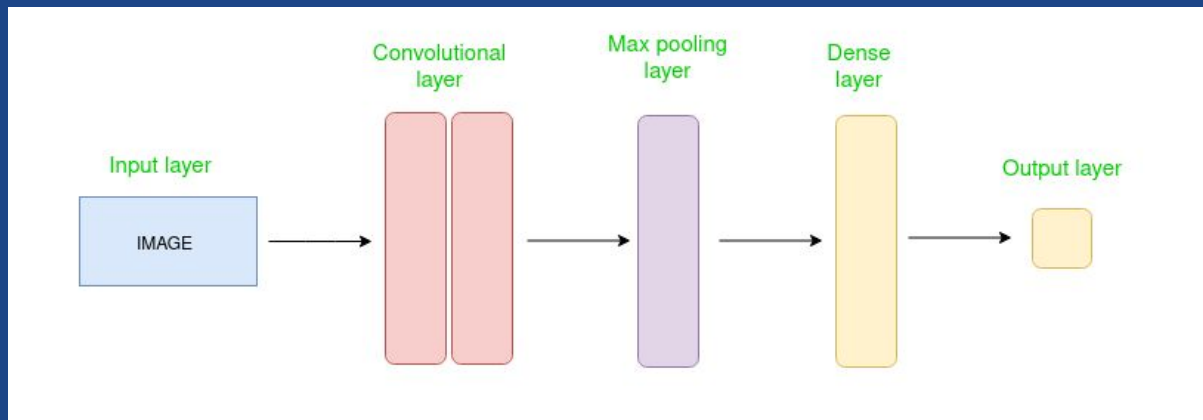
Aplicações da CNN

CNN de dígito numérico

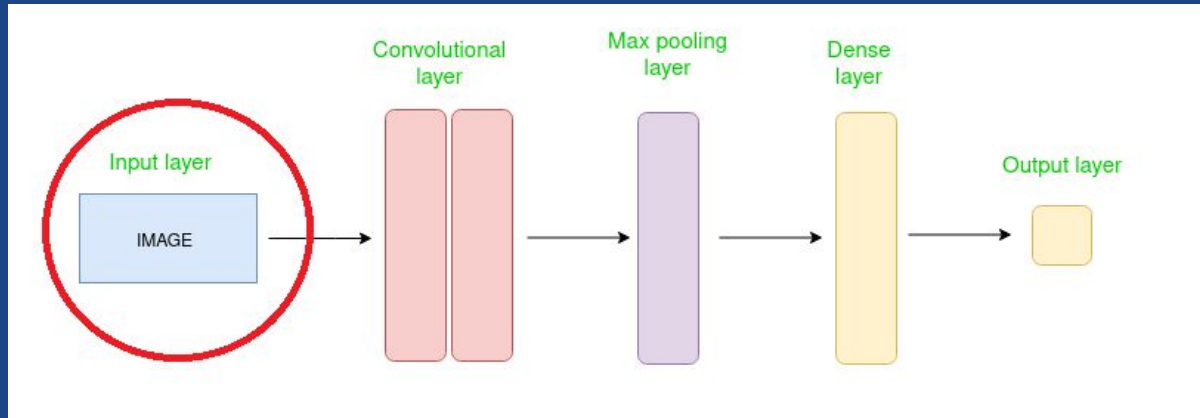
https://adamharley.com/nn_vis/cnn/2d.html



Mapa da apresentação

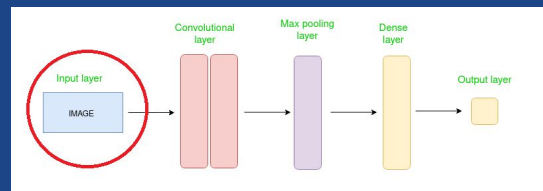


Entrada da Imagem



Entrada da Imagem

Interpretação de uma imagem para a máquina



0	2	15	0	0	11	10	0	0	0	9	9	0	0	0
0	0	0	4	60	157	236	255	255	177	95	61	32	0	0
0	10	16	119	238	255	244	245	243	250	249	255	222	103	10
0	14	170	255	255	244	254	255	253	245	255	249	253	251	124
2	98	255	228	255	251	254	211	141	116	122	215	251	238	255
13	217	243	255	155	33	226	52	2	0	10	13	232	255	255
16	229	252	254	49	12	0	0	7	7	0	70	237	252	235
6	141	245	255	212	25	11	9	3	0	115	236	243	255	137
0	87	252	250	248	215	60	0	1	121	252	255	248	144	6
0	13	113	255	255	245	255	182	181	248	252	242	208	36	0
1	0	5	117	251	255	241	255	247	255	241	162	17	0	7
0	0	0	4	58	251	255	246	254	253	255	120	11	0	1
0	0	4	97	255	255	255	248	252	255	244	255	182	10	0
0	22	206	252	246	251	241	100	24	113	255	245	255	194	9
0	111	255	242	255	155	24	0	0	6	39	255	232	230	56
0	218	251	250	137	7	11	0	0	0	2	62	255	250	125
0	173	255	255	101	9	20	0	13	3	13	182	251	245	61
0	107	251	241	255	230	98	55	19	118	217	248	253	255	52
0	18	146	250	255	247	255	255	255	249	255	240	255	129	0
0	0	23	113	215	255	250	248	255	255	248	248	118	14	12
0	0	6	1	0	52	153	233	255	252	147	37	0	0	4
0	0	5	5	0	0	0	0	0	14	1	0	6	6	0

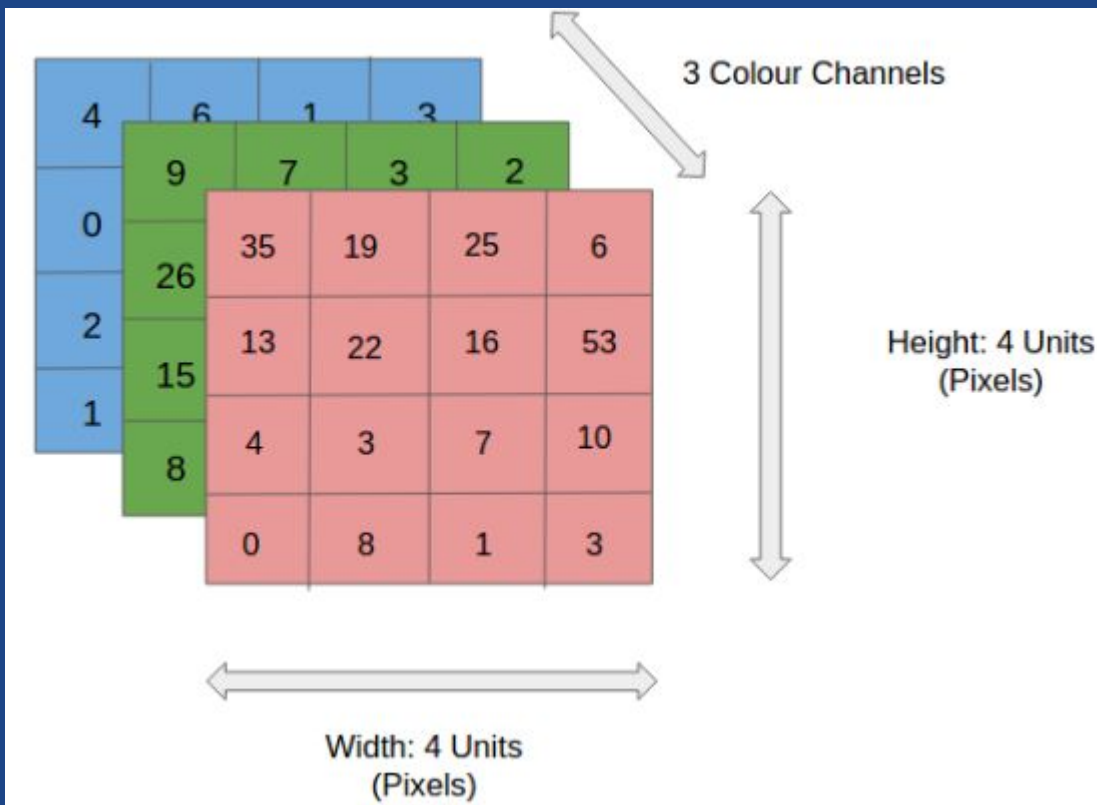
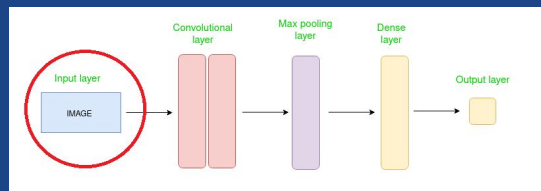
0	2	15	0	0	11	10	0	0	0	9	9	0	0	0
0	0	0	4	60	157	236	255	255	177	95	61	32	0	0
0	10	16	119	238	255	244	245	243	250	249	255	222	103	10
0	14	170	255	255	244	254	255	253	245	255	249	253	251	124
2	98	255	228	255	251	254	211	141	116	122	215	251	238	255
13	217	243	255	155	33	226	52	2	0	10	13	232	255	255
16	229	252	254	49	12	0	0	7	7	0	70	237	252	235
6	141	245	255	212	25	11	9	3	0	115	236	243	255	137
0	87	252	250	248	215	60	0	1	121	252	255	248	144	6
0	13	113	255	255	245	255	182	181	248	252	242	208	36	0
1	0	5	117	251	255	241	255	247	255	241	162	17	0	7
0	0	0	4	58	251	255	246	254	253	255	120	11	0	1
0	0	4	97	255	255	255	248	252	255	244	255	182	10	0
0	22	206	252	246	251	241	100	24	113	255	245	255	194	9
0	111	255	242	255	155	24	0	0	6	39	255	232	230	56
0	218	251	250	137	7	11	0	0	0	2	62	255	250	125
0	173	255	255	101	9	20	0	13	3	13	182	251	245	61
0	107	251	241	255	230	98	55	19	118	217	248	253	255	52
0	18	146	250	255	247	255	255	255	249	255	240	255	129	0
0	0	23	113	215	255	250	248	255	255	248	248	118	14	12
0	0	6	1	0	52	153	233	255	252	147	37	0	0	4
0	0	5	5	0	0	0	0	0	14	1	0	6	6	0

Entrada da Imagem

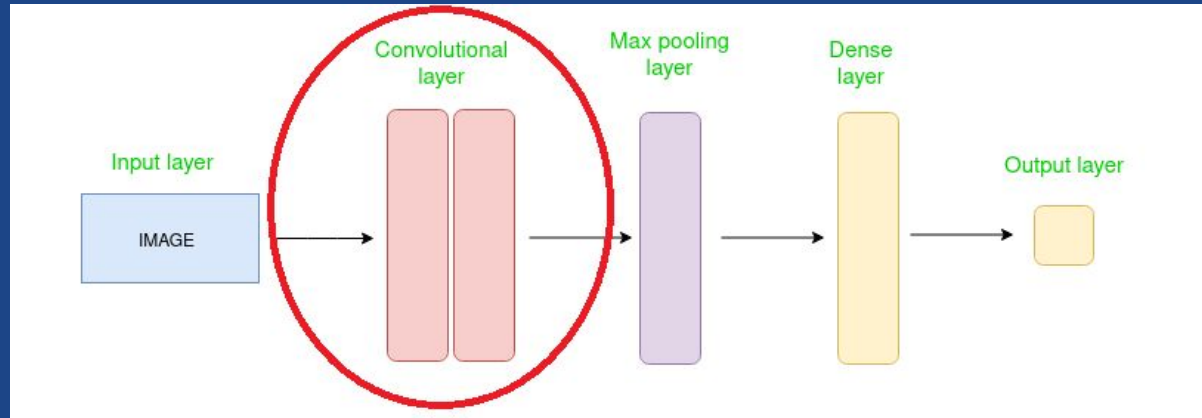
Imagem RGB (Red, Green e Blue).

A imagem RGB possui **3 canais**.

Já uma imagem monocromática possui somente **1 canal**.

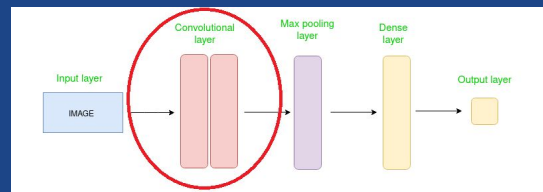


Camada de Convolução



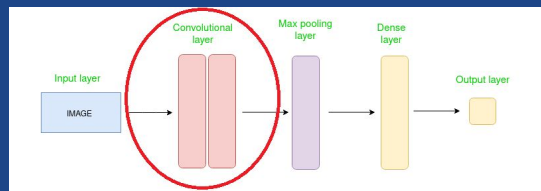
Camada de Convolução

Kernel (habitualmente chamado de **filtro** ou **filter**) é uma matrix, que percorrerá a imagem fazendo cálculos matemáticos, produzindo assim uma nova imagem.

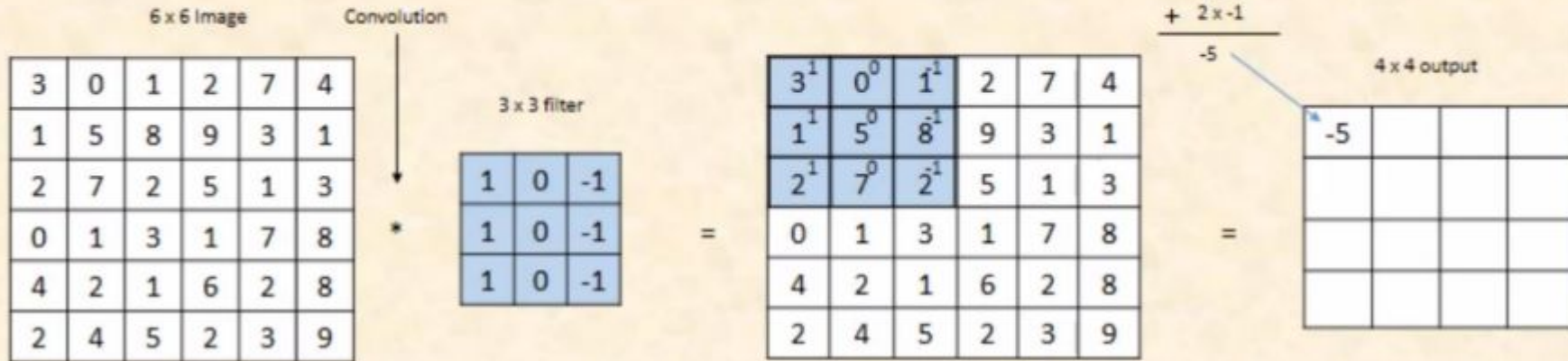


1	0	1
0	1	0
1	0	1

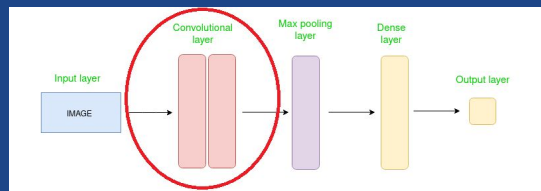
Camada de Convolução



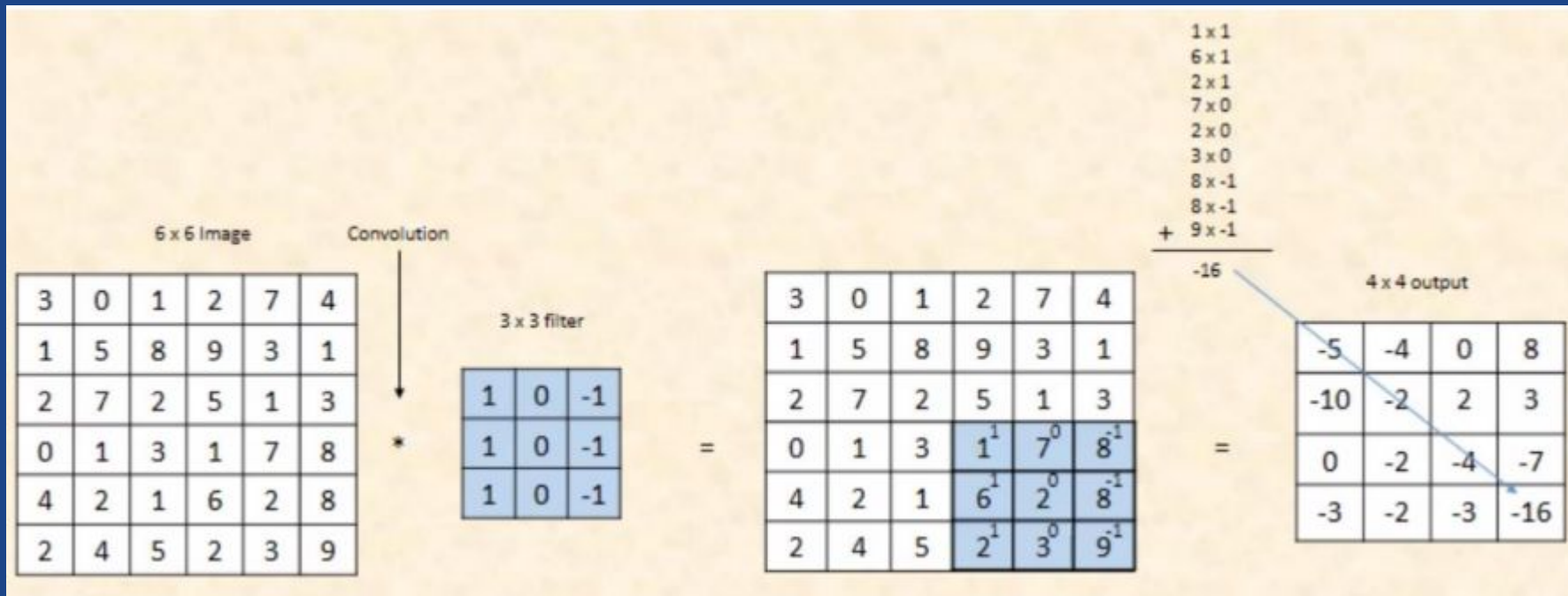
Convolução de uma imagem monocromática.



Camada de Convolução

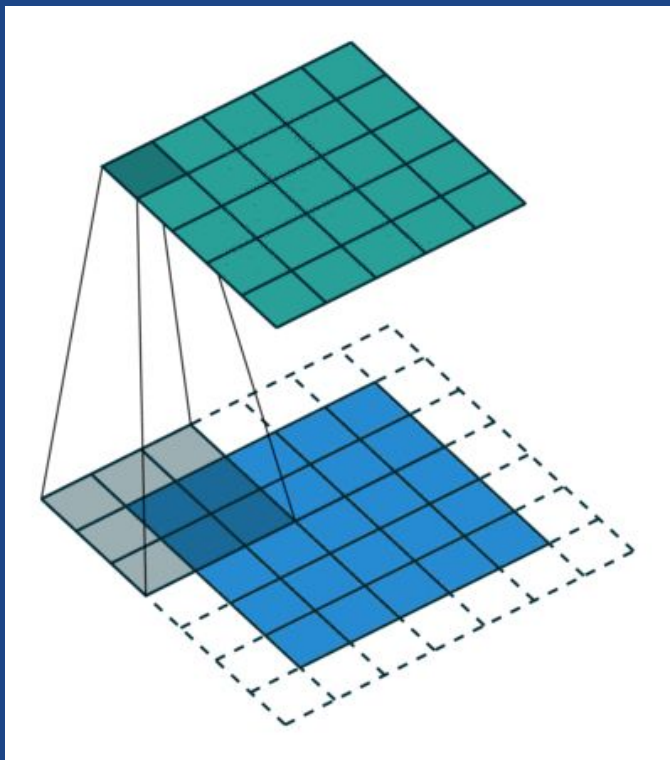


Convolução de uma imagem monocromática.



Camada de Convolução

Animação de uma Convolução.

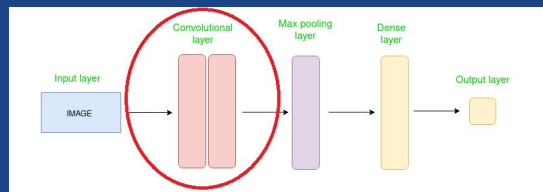


1 _{x1}	1 _{x0}	1 _{x1}	0	0
0 _{x0}	1 _{x1}	1 _{x0}	1	0
0 _{x1}	0 _{x0}	1 _{x1}	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

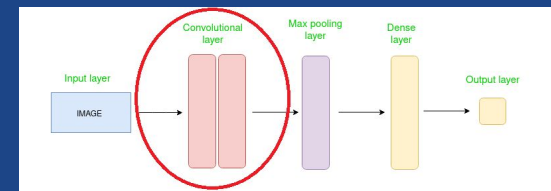
Image

4		

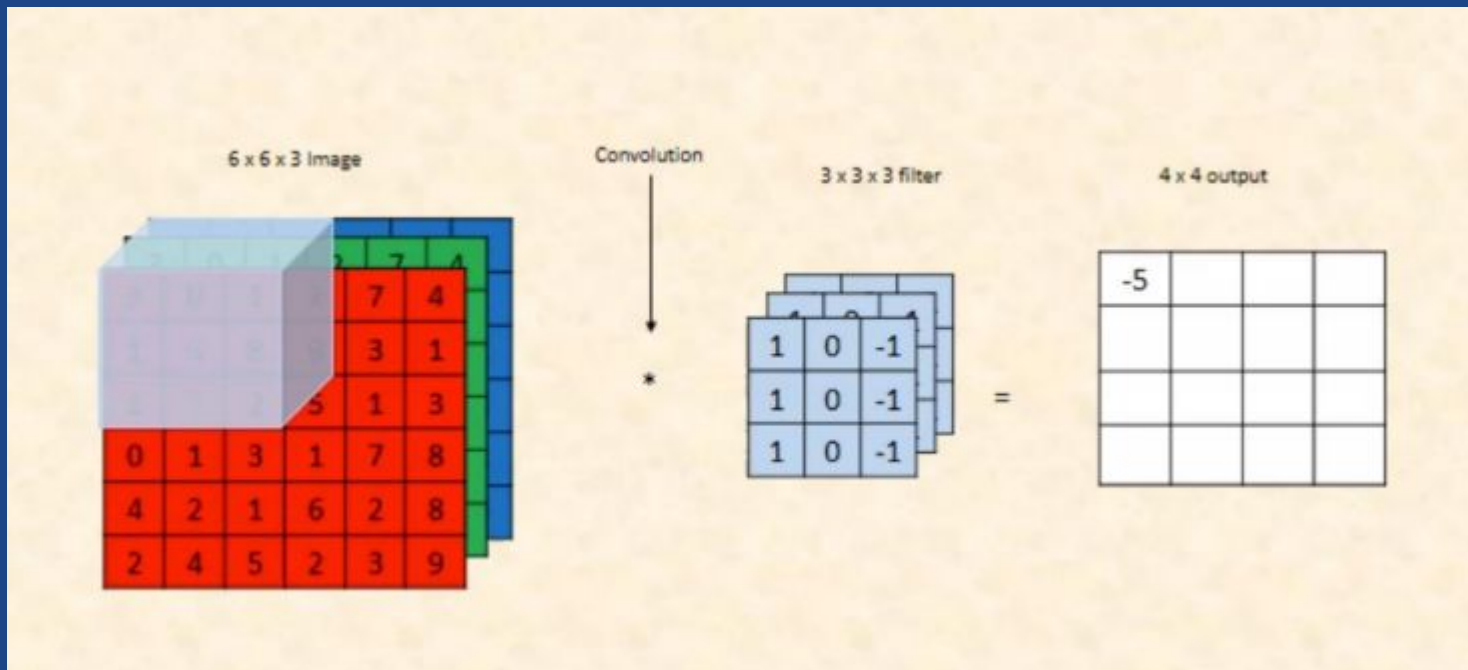
Convolved
Feature



Camada de Convolução

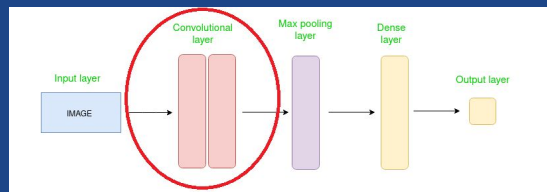


Convolução em 3 canais.



Camada de Convolução

Animação em 3 canais.



0	0	0	0	0	0	...
0	156	155	156	158	158	...
0	153	154	157	159	159	...
0	149	151	155	158	159	...
0	146	146	149	153	158	...
0	145	143	143	148	158	...
...

Input Channel #1 (Red)

0	0	0	0	0	0	...
0	167	166	167	169	169	...
0	164	165	168	170	170	...
0	160	162	166	169	170	...
0	156	156	159	163	168	...
0	155	153	153	158	168	...
...

Input Channel #2 (Green)

0	0	0	0	0	0	...
0	163	162	163	165	165	...
0	160	161	164	166	166	...
0	156	158	162	165	166	...
0	155	155	158	162	167	...
0	154	152	152	157	167	...
...

Input Channel #3 (Blue)

-1	-1	1
0	1	-1
0	1	1

Kernel Channel #1



308

1	0	0
1	-1	-1
1	0	-1

Kernel Channel #2



-498

0	1	1
0	1	0
1	-1	1

Kernel Channel #3



164

+

+



Bias = 1

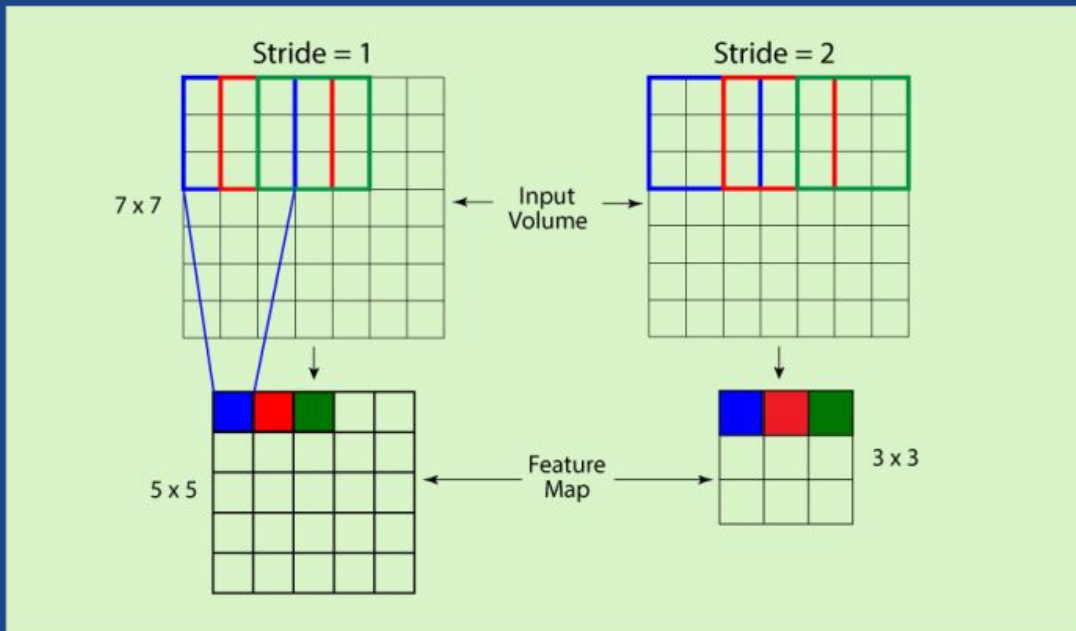
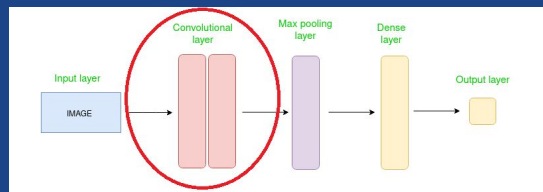
+ 1 = -25

Output

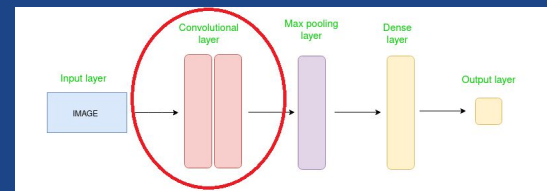
-25				...
				...
				...
				...
...

Camada de Convolução

Stride é o espaçamento que o kernel utilizará no seu movimento.

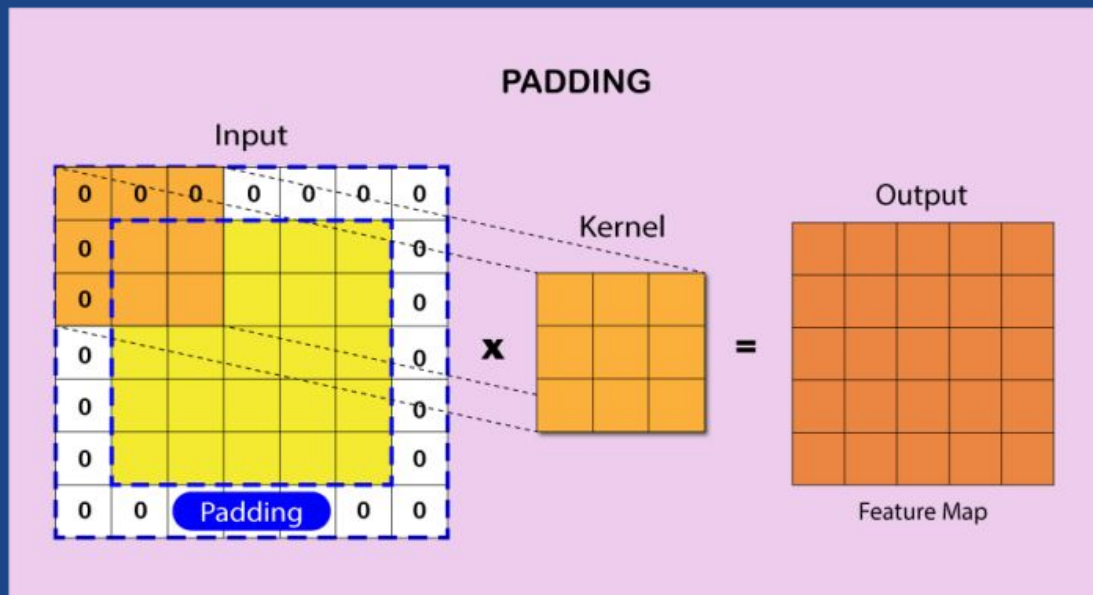


Camada de Convolução



Padding é usado para ampliar a imagem em seus extremos, e usar o kernel fora dos limites da imagem inicial.

Uma **Feature map** é a saída desse processo de convolução

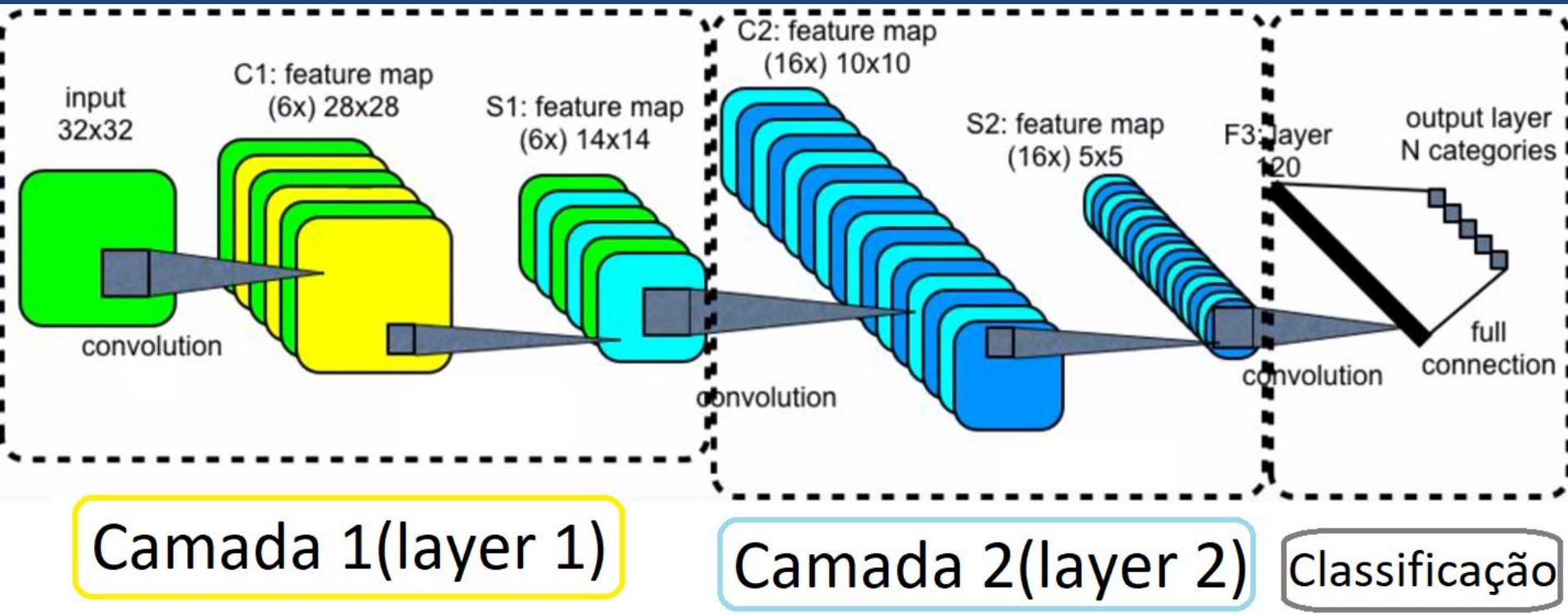
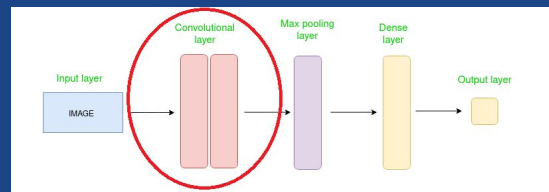


Camada de Convolução

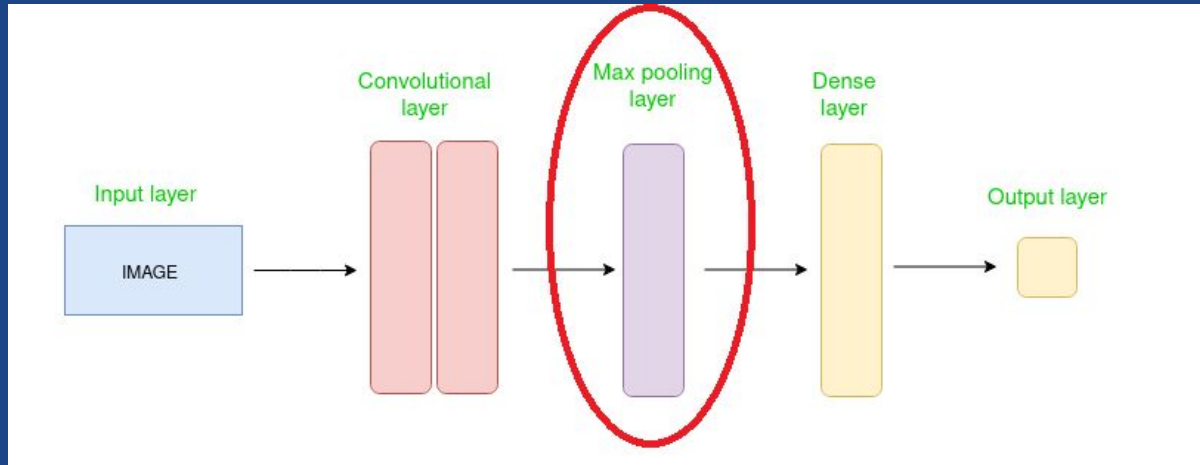
É possível ter várias feature map e camadas. Veja o exemplo:

Na primeira camada temos 6 feature maps.

Na segunda camada temos 16 feature maps.



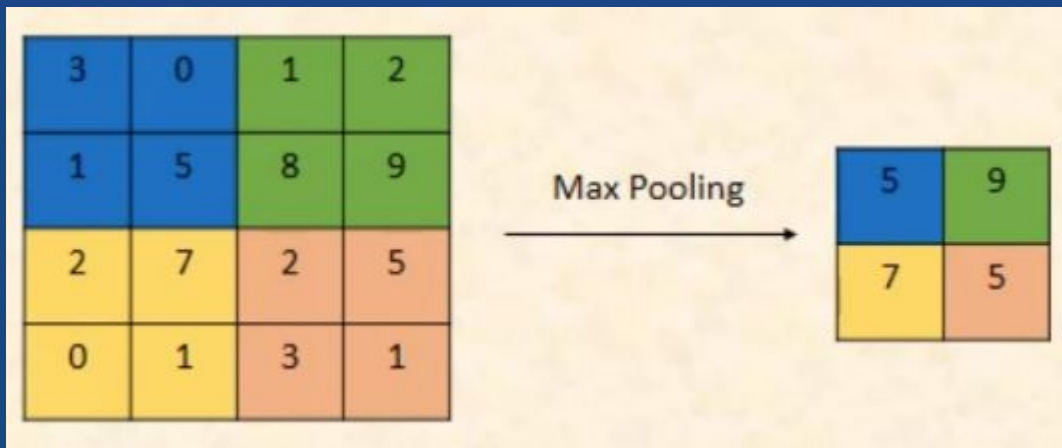
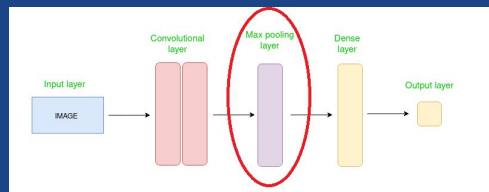
Camada de Pooling



Camada de Pooling

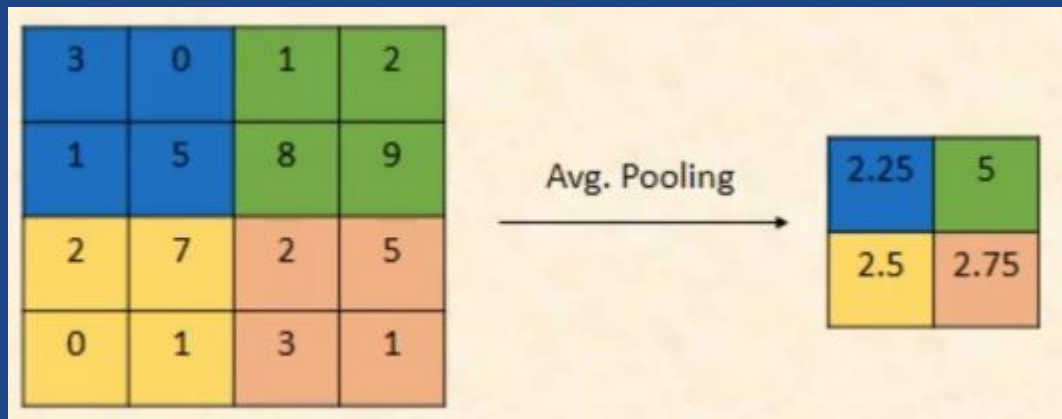
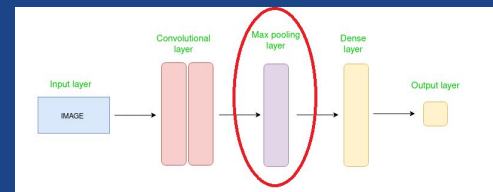
Pooling reduz o tamanho da imagem.

Max-pooling: Retorna o valor máximo na área sobreposta do kernel. Funciona como supressor de ruído.

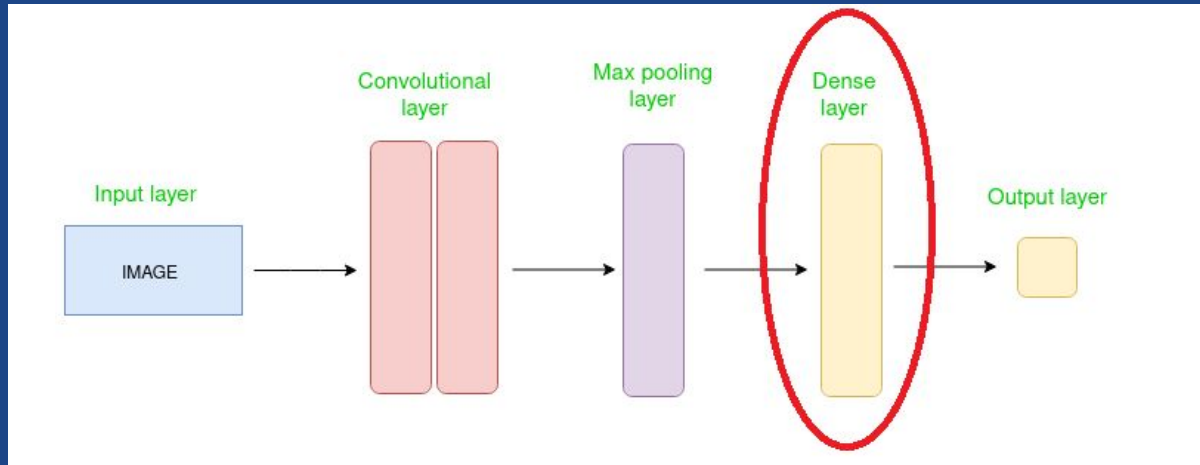


Camada de Pooling

Average-pooling: Retorna a média na área sobreposta do kernel



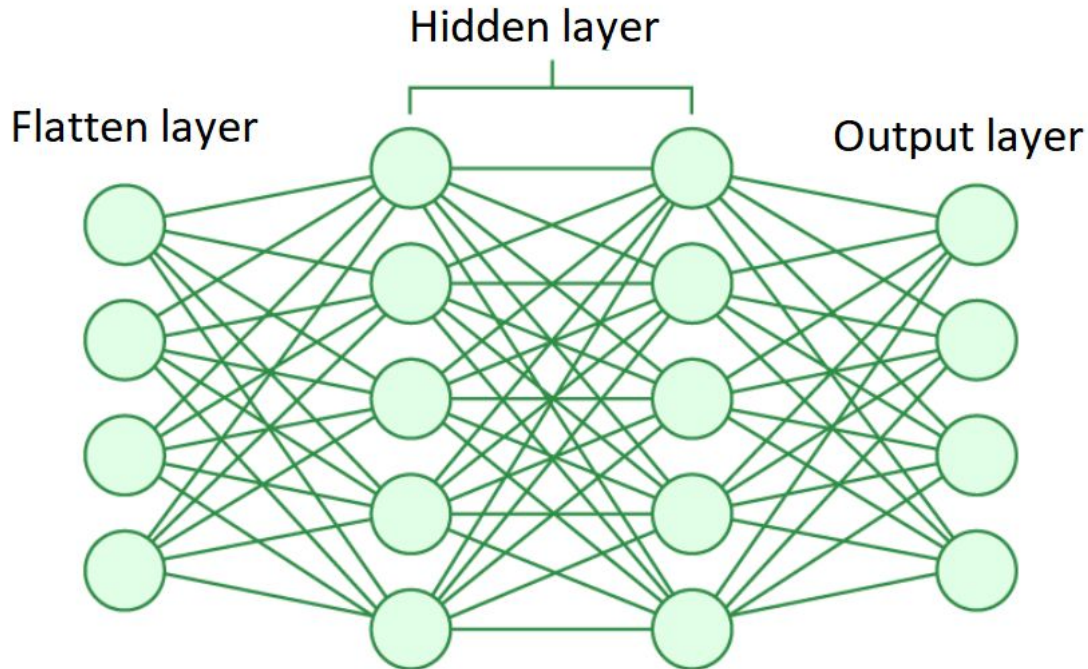
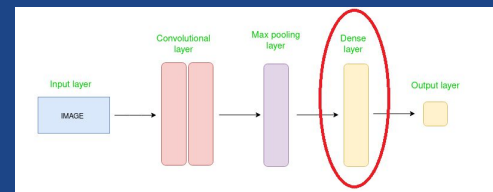
Camada Densa



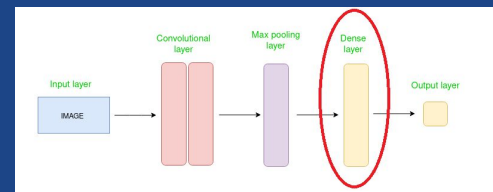
Camada Densa

A **camada densa** é composta de uma **rede neural densa**.

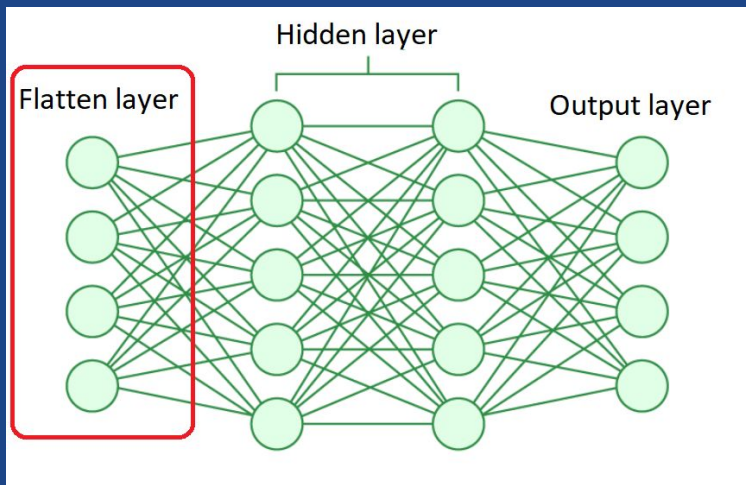
Uma **rede neural densa** é uma rede neural em que todos os neurônios estão conectados entre eles mesmos



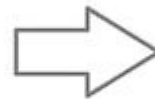
Camada Densa



Flatten layer é um vetor linear obtido no processo de **Flattening**, consiste em transformar a imagem no formato de matrix, para um vetor linear, rearranjando os valores linearmente.



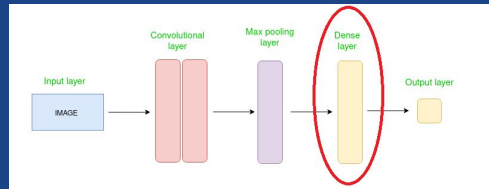
1	1	0
4	2	1
0	2	1



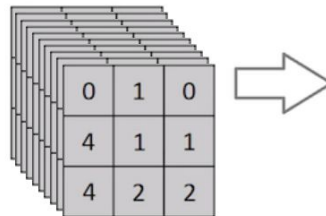
1
1
0
4
2
1
0
2
1

Camada Densa

Se 10 feature map de 3x3 passassem pelo processo de flattening, seria produzido um flatten layer de 90x1.



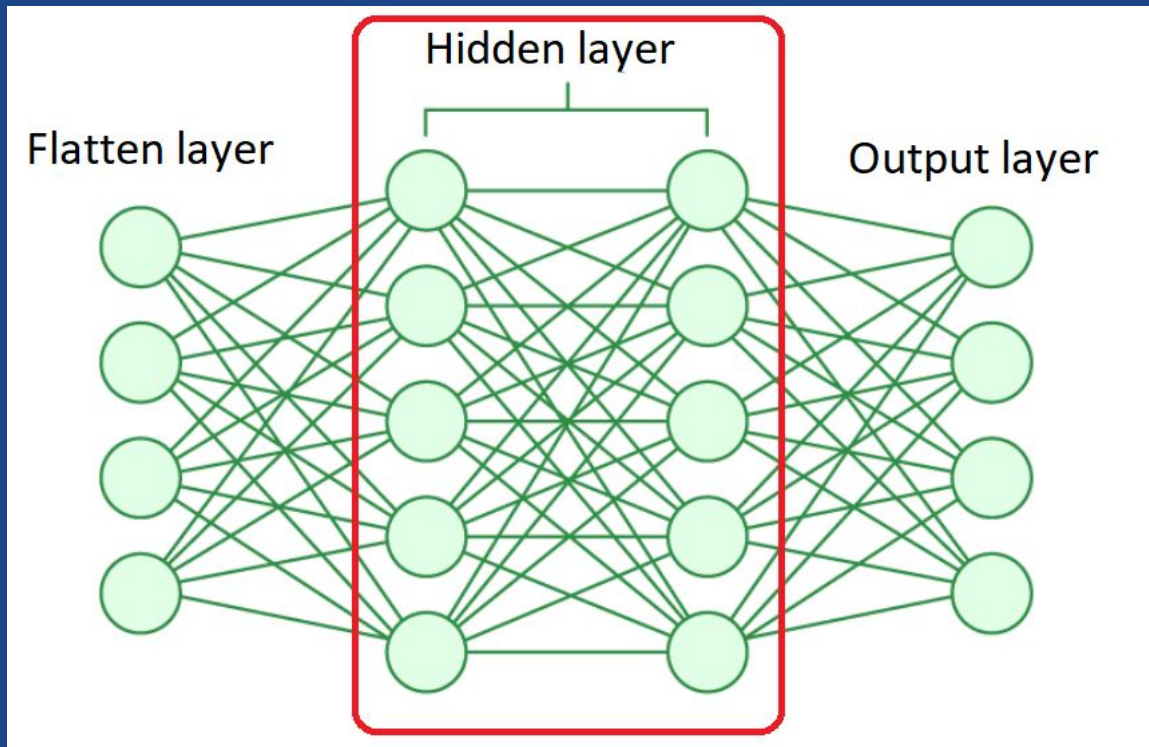
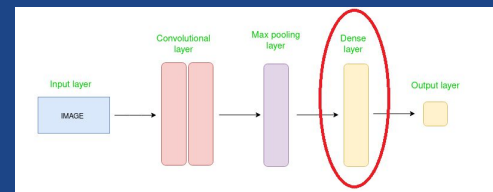
3x3x10



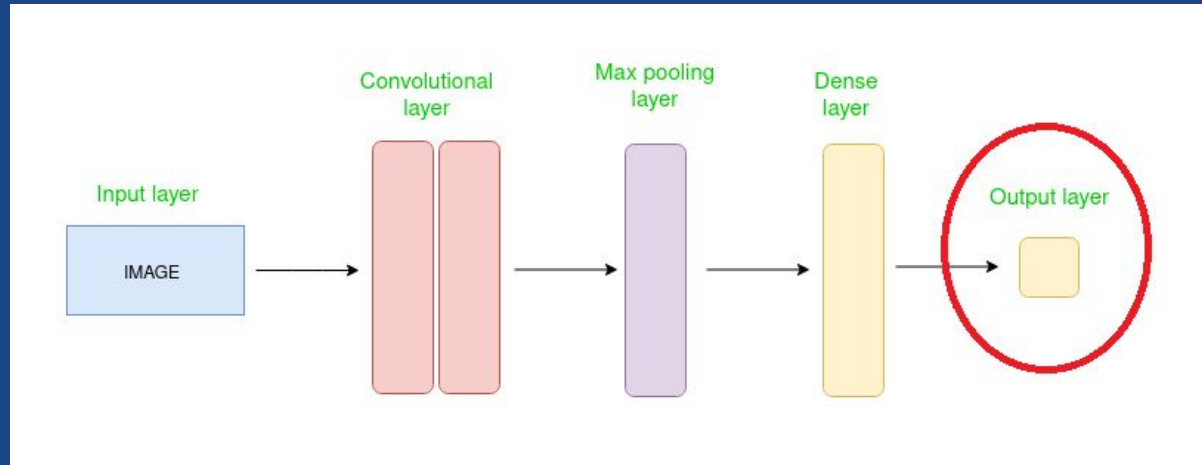
90x1x1

Camada Densa

Hidden Layers: calcula (com os inputs do neurônio anterior, os pesos e bias definidos no treinamento) um valor de output para o próximo neurônio.

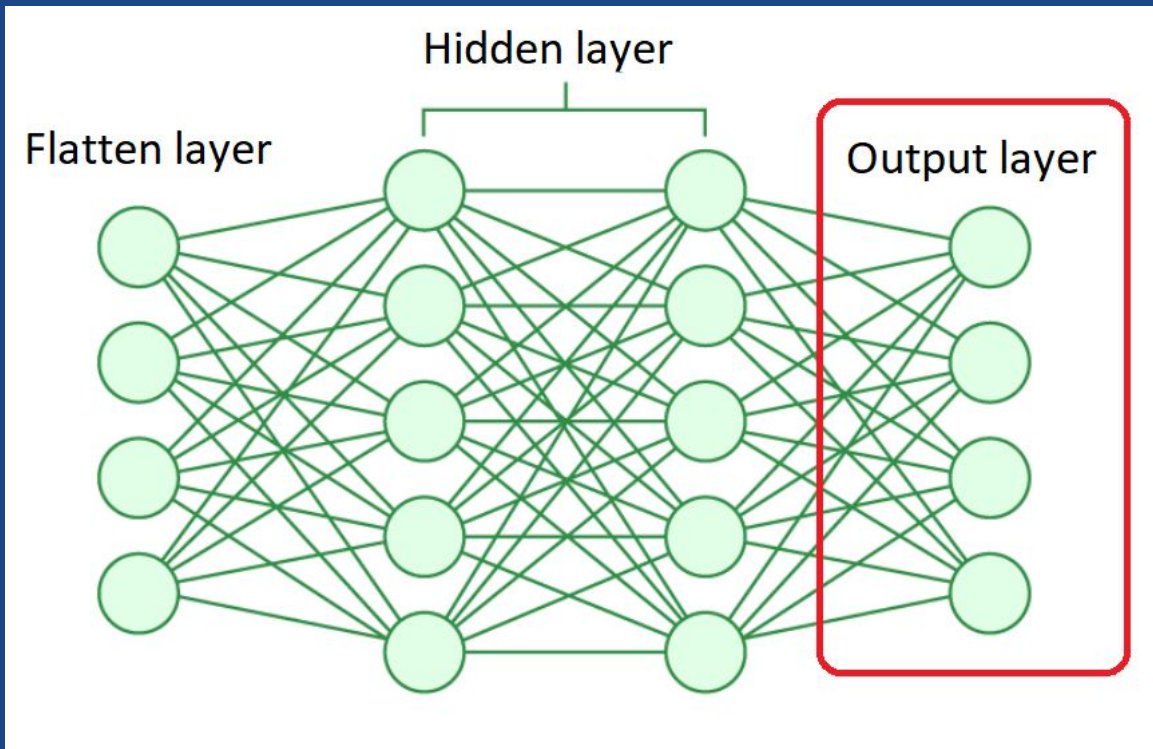
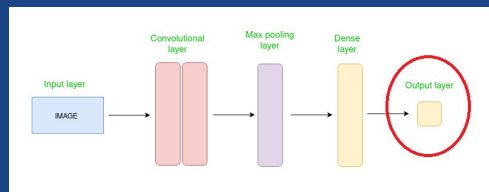


Camada de Saída



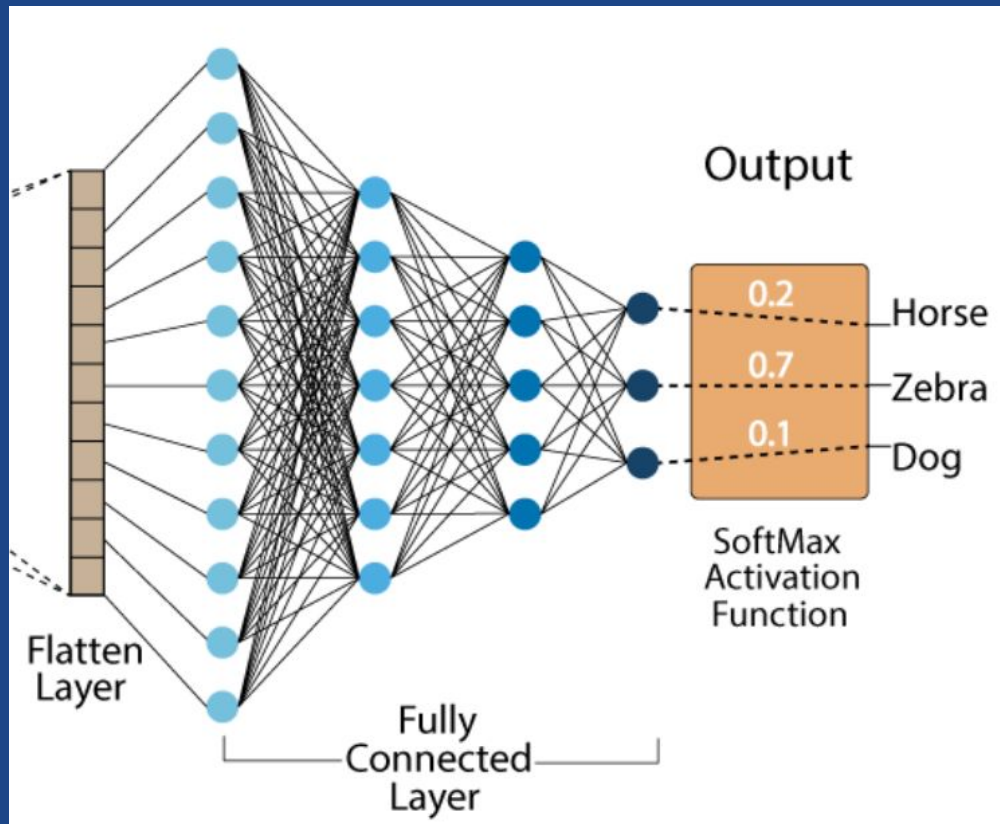
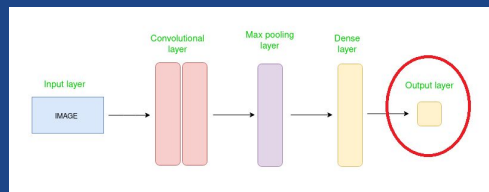
Camada de Saída

Output Layer: cada neurônio representa uma classificação definida, onde o neurônio com maior valor definirá o resultado.

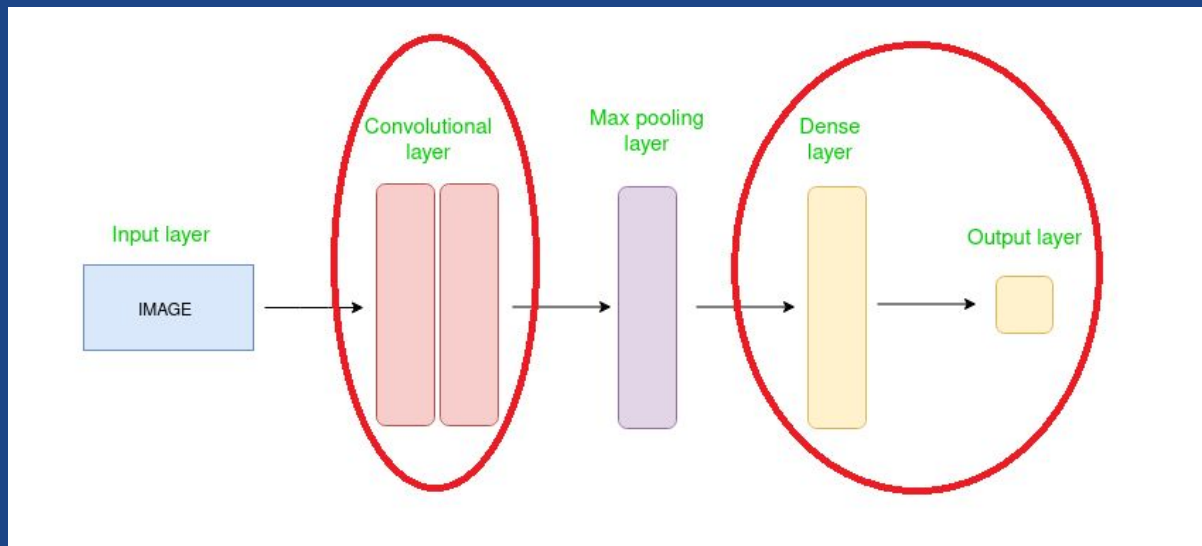


Camada de Saída

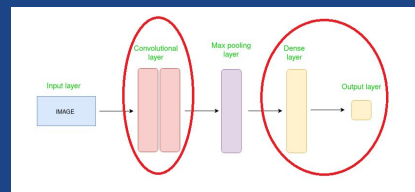
Predição após a rede neural densa. A imagem foi classificada como Zebra, pois obteve o maior valor de 0,7.



Função de Ativação



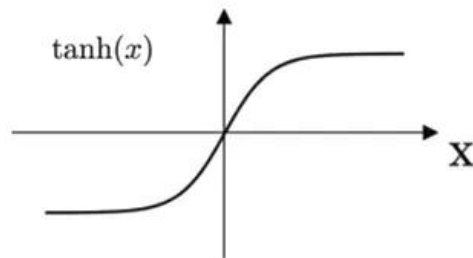
Função de Ativação



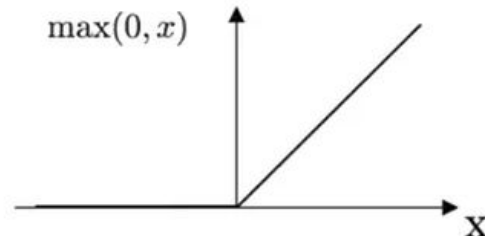
A **função de ativação** é usada na camada de convolução e na rede neural densa.

Ela aplica uma função no valor de saída de um neurônio.

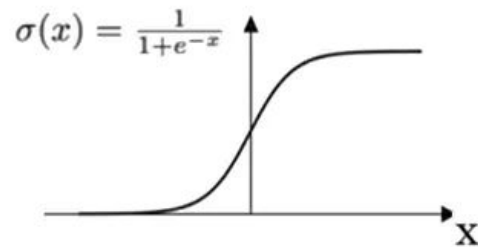
Tanh



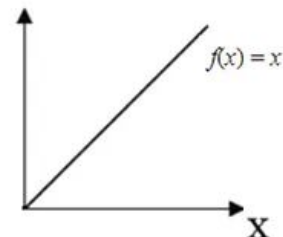
ReLU



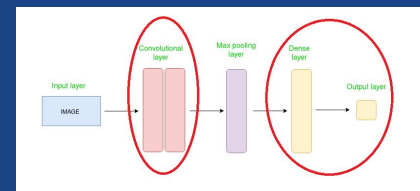
Sigmoid



Linear

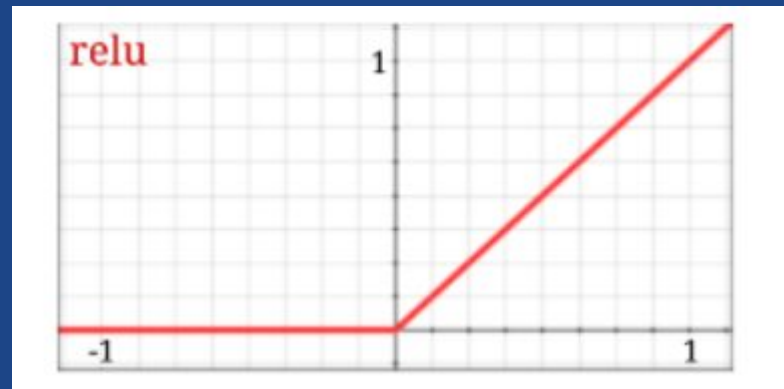


Função de Ativação



A função de ativação ReLU (*Rectified Linear Unit*) é bastante usada, ela será usada nas camadas de convolução e na rede neural densa.

O output da função de ativação ReLU troca todos os valores negativos por 0.



ReLU Layer

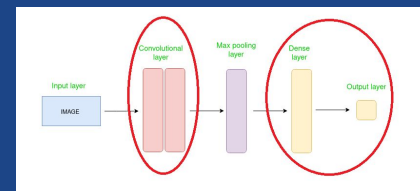
Filter 1 Feature Map

9	3	5	-8
-6	2	-3	1
1	3	4	1
3	-4	5	1



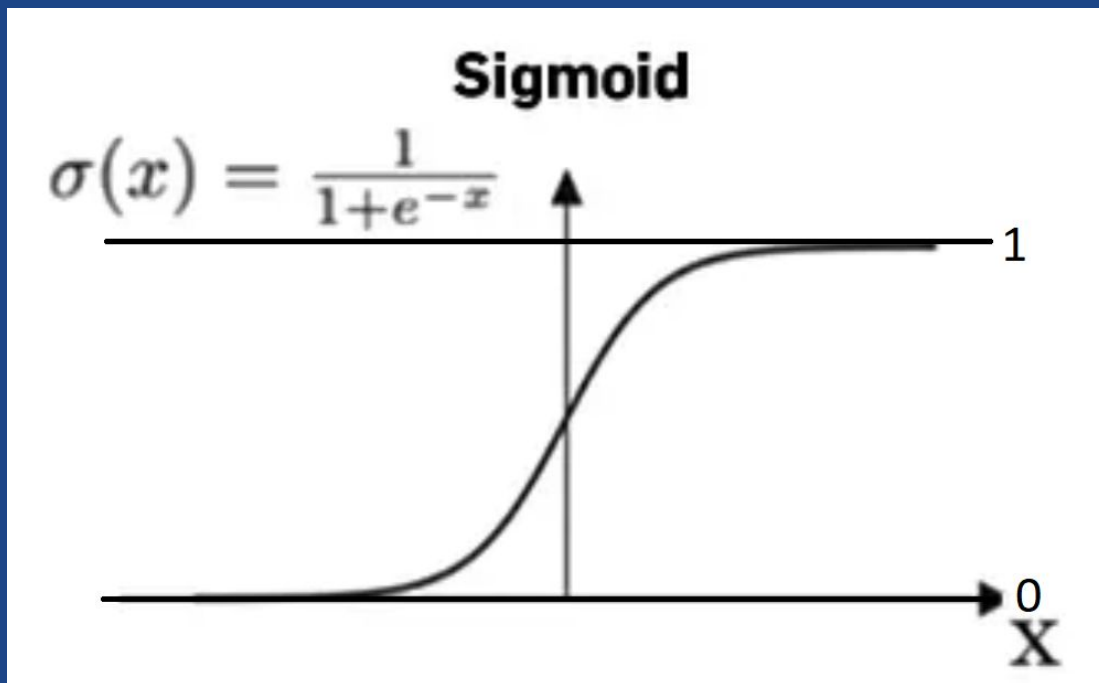
9	3	5	0
0	2	0	1
1	3	4	1
3	0	5	1

Função de Ativação

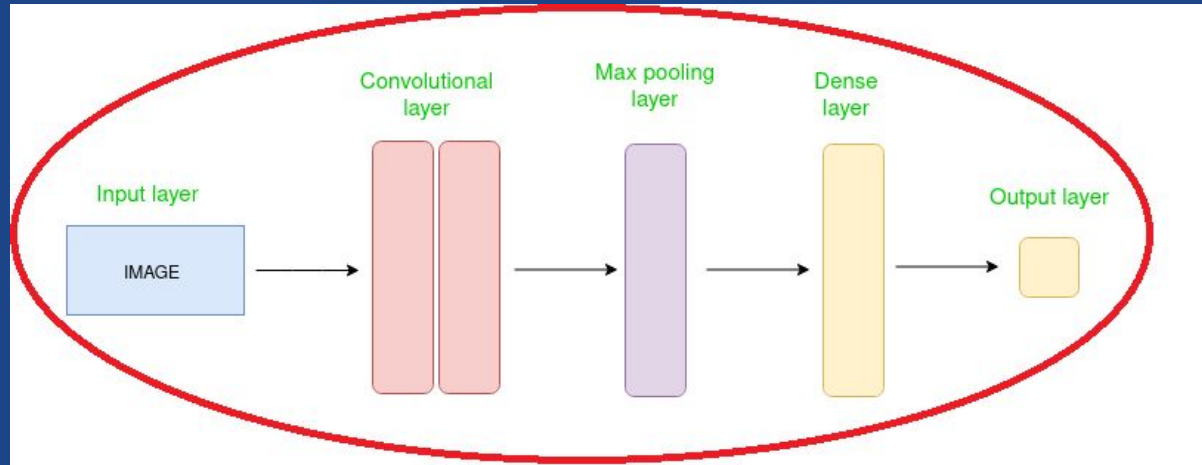


A função de ativação Sigmoid será usada na camada de saída.

O output da função de ativação Sigmoid varia de 0 a 1.

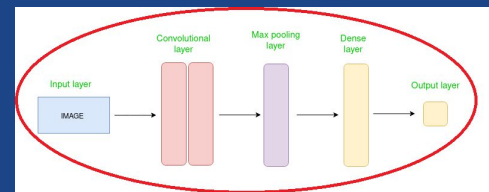


Visão Geral

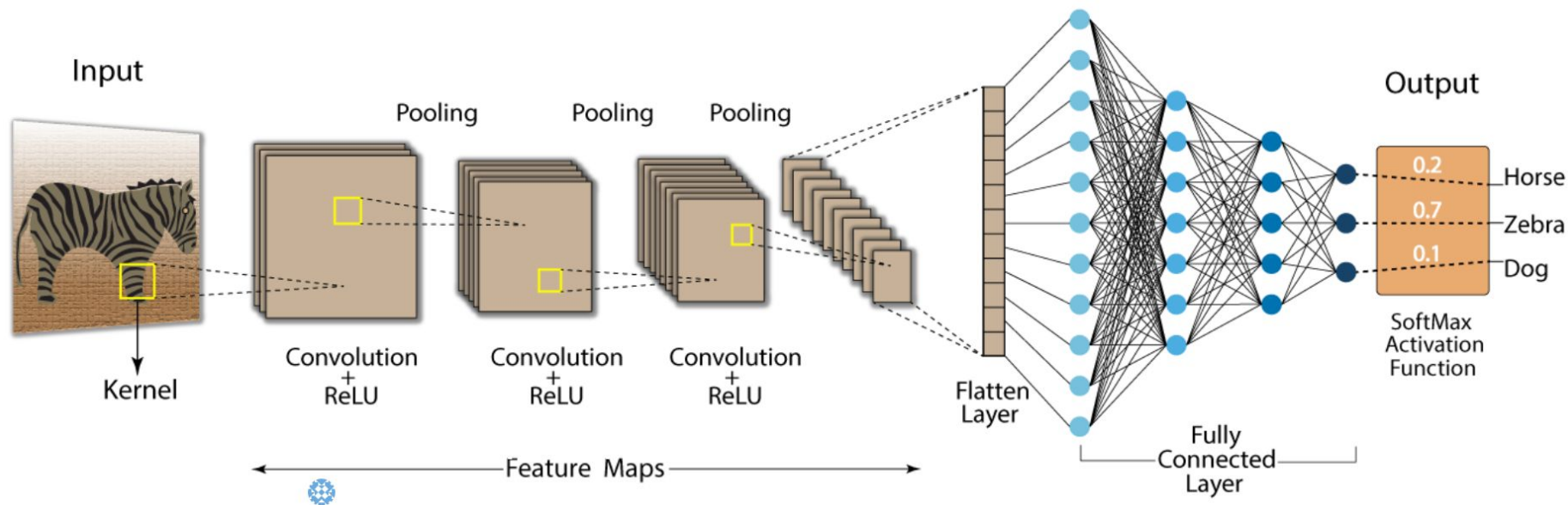


Visão Geral

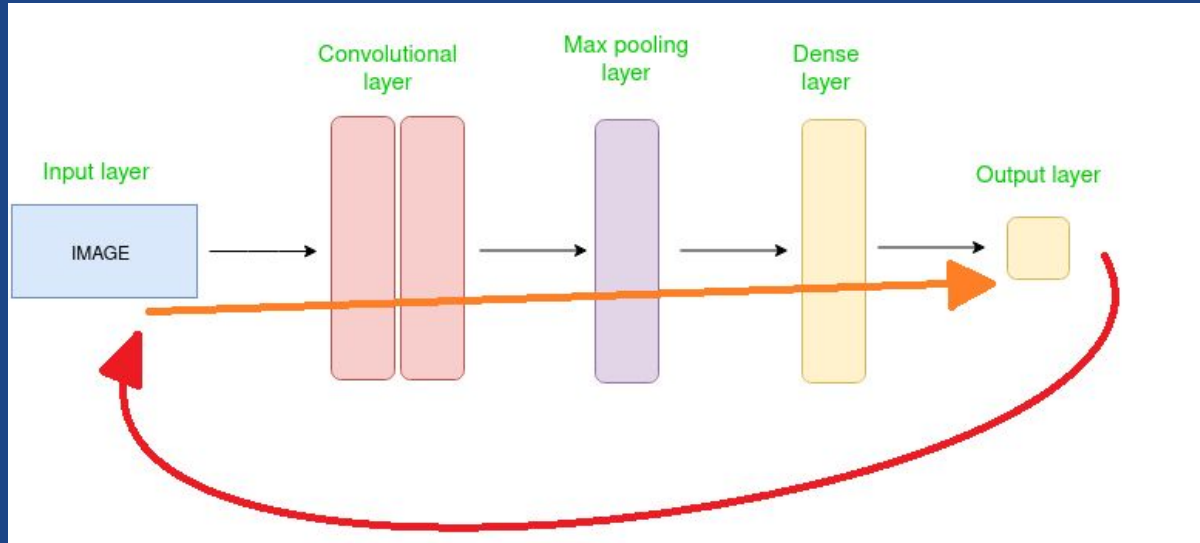
Classificação de imagem



Convolution Neural Network (CNN)



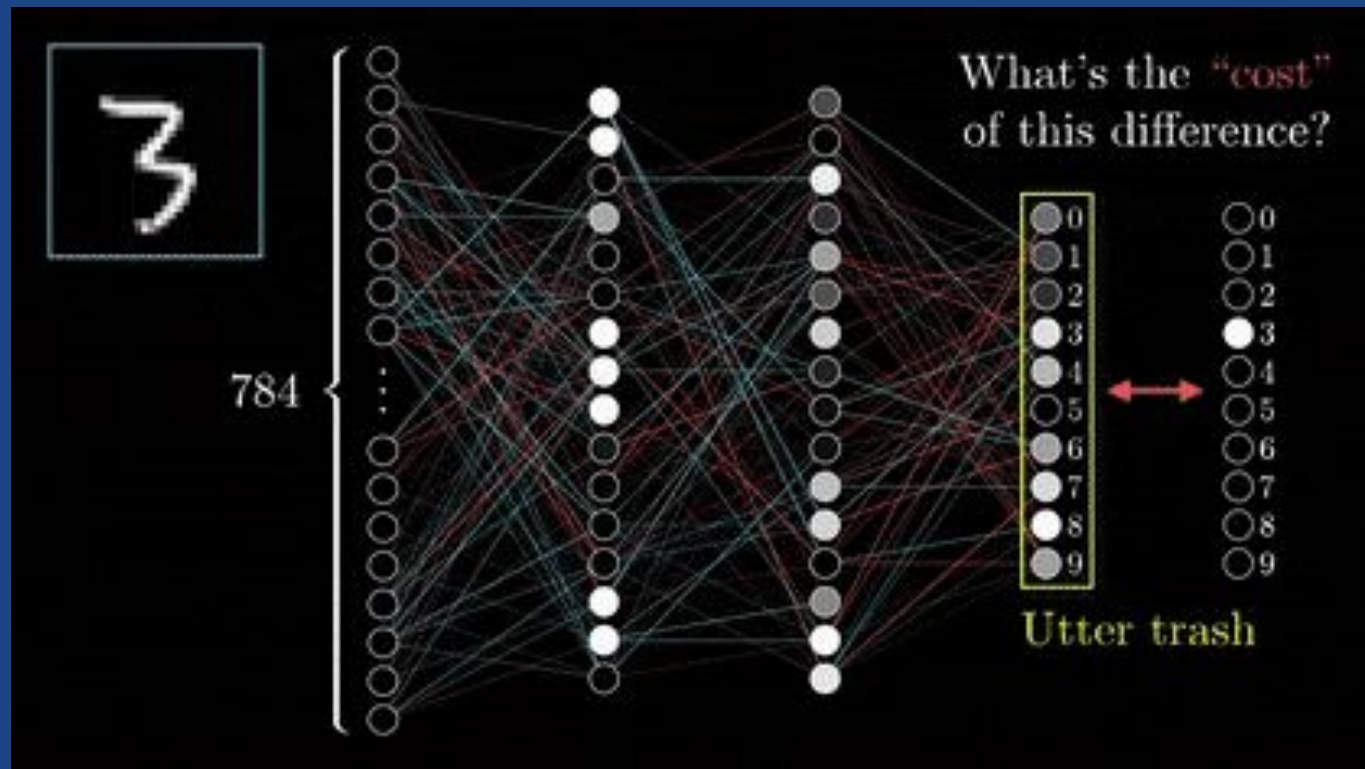
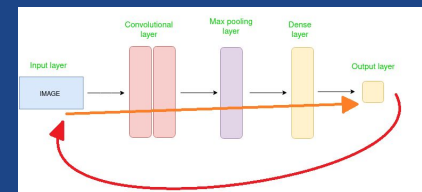
Treinamento



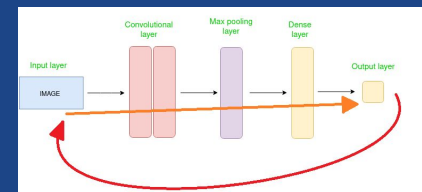
Treinamento

É preciso treinar uma CNN antes de usar.

A CNN é treinada utilizando várias imagens como referência.



Treinamento



Alguns termos no treinamento:

Backpropagation é o processo para ajustar os pesos do CNN com o objetivo de minimizar o erro. O processo de atualizar os pesos se repete até um valor desejado.

Época, ou **epoch**, é cada passagem pelo processo de atualizar os erros no backpropagation.

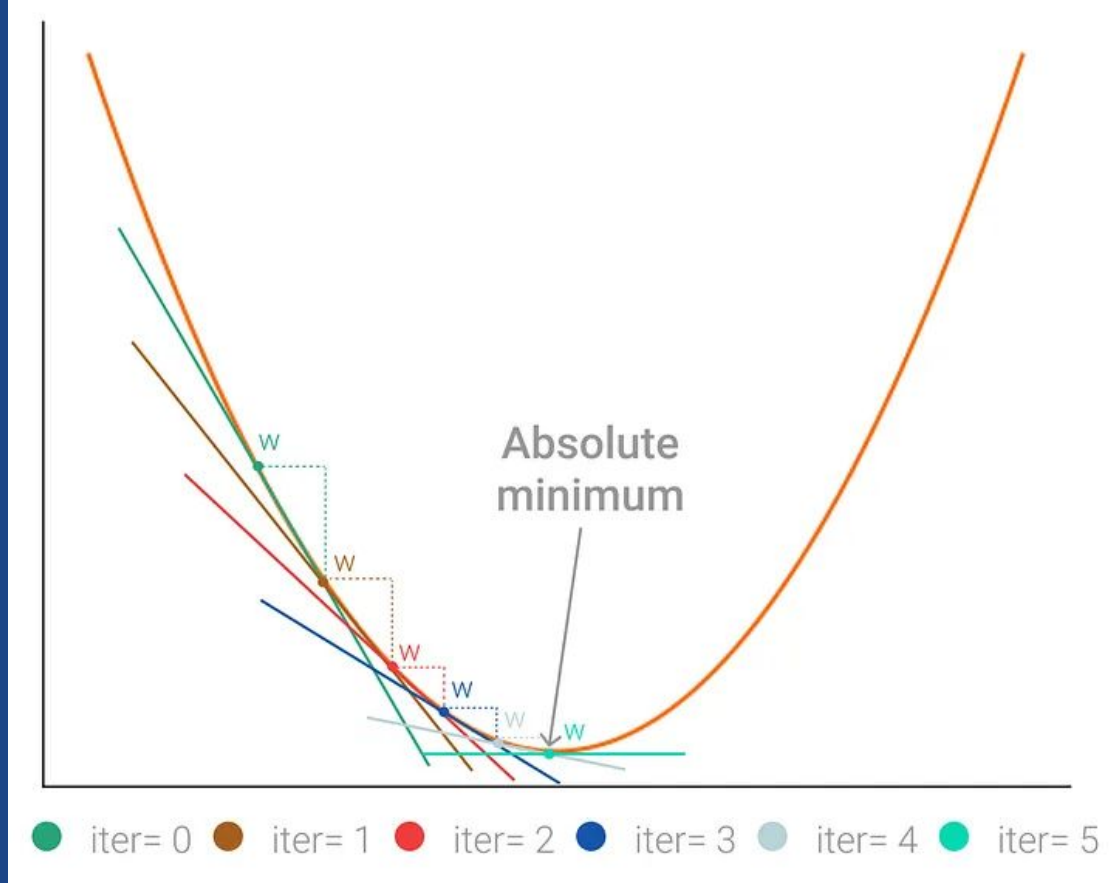
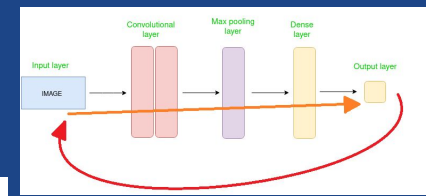
Learning Rate é um valor que define o passo ou velocidade de aprendizagem, se o valor for alto chegará mais rapidamente no resultado, mas possivelmente terá dificuldades em convergir. E valores muito baixos acontecerá o oposto.

Função de custo, ou **Loss Function**, é uma função matemática que define o quão distante se está do resultado desejado, para regressão geralmente se usa a **Mean Square Error (MSE)** e para classificação se usa geralmente **Cross-Entropy**.

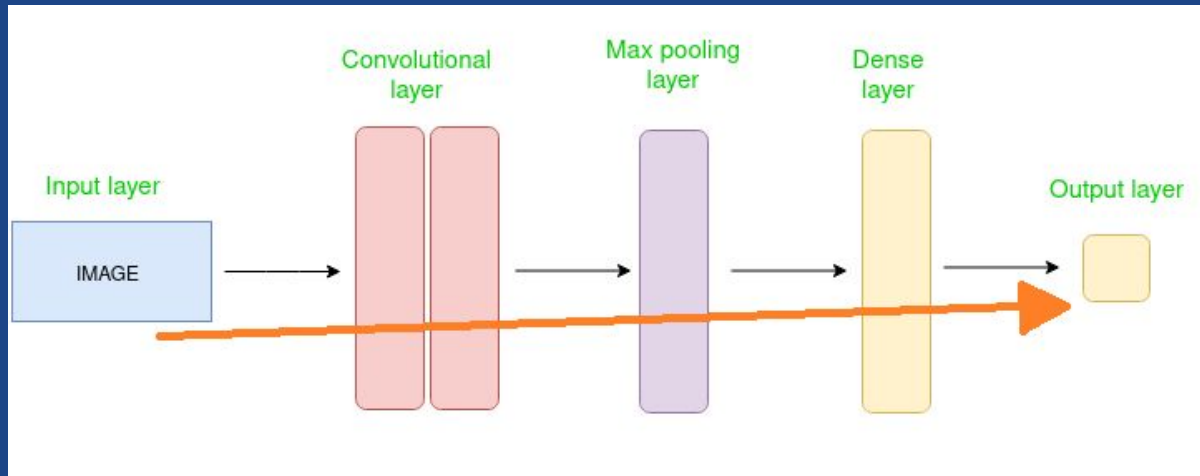
Gradiente descendente, ou **Gradient Descent**, é um algoritmo que otimiza a busca pelo erro mínimo usando a função de custo.

Batch size é a quantidade de amostras que é utilizada antes de atualizar os pesos.

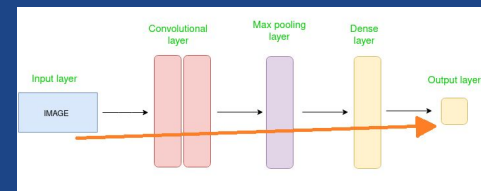
Treinamento



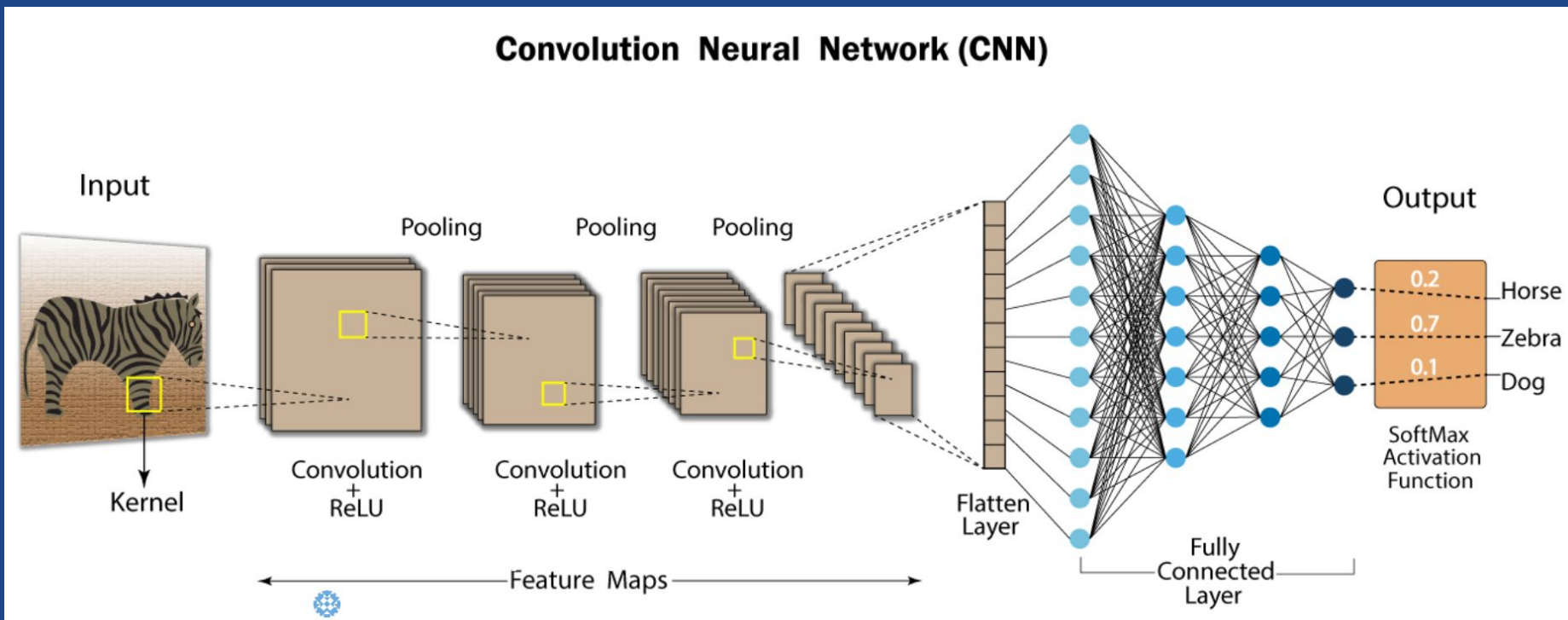
Predição



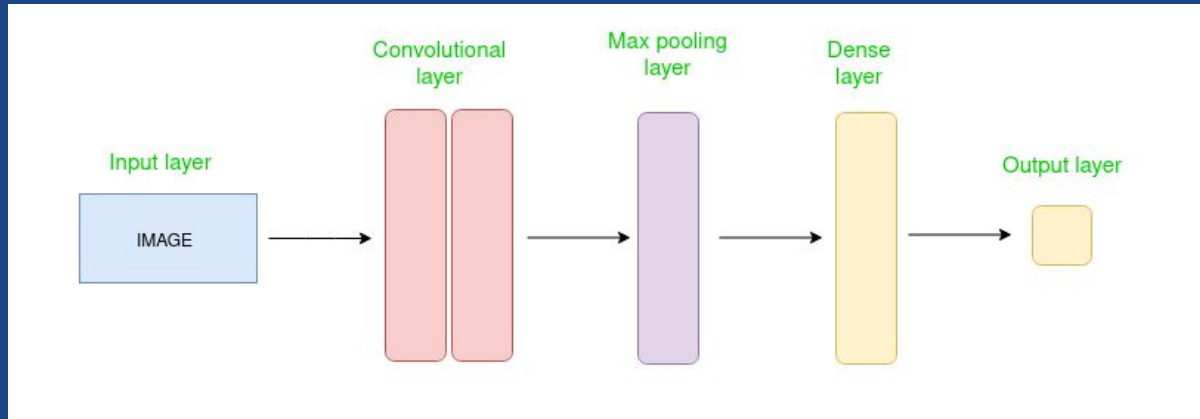
Predição



Após o treinamento com os ajustes dos pesos, é possível usar a CNN para prever casos.



Prática



Prática

```
# Carregamento das bibliotecas
import numpy as np
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.datasets import mnist
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D,
MaxPooling2D, Flatten, Dense
from tensorflow.keras.utils import
to_categorical
```

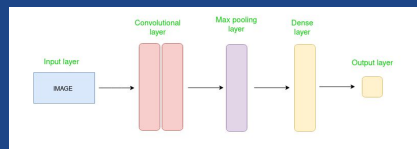
```
# Carrega o dataset MNIST que contém dígitos
escritos à mão
(train_images, train_labels), (test_images,
test_labels) = mnist.load_data()
```

```
# Pré-processamento dos dados:
# Redimensiona as imagens de treinamento e
teste para um tensor 4D (amostras, altura,
largura, canais)
# Normaliza os valores dos pixels para o
intervalo [0, 1]
train_images = train_images.reshape((60000,
28, 28, 1)).astype('float32') / 255
test_images = test_images.reshape((10000,
28, 28, 1)).astype('float32') / 255

# Transforma os rótulos de treinamento e
teste em vetores binários (one-hot encoding)
train_labels = to_categorical(train_labels)
test_labels = to_categorical(test_labels)
```

Código de Treinamento

```
# Constrói o modelo da Convolutional Neural
Network (CNN):
model = Sequential()
# Adiciona uma camada de convolução com 32 filtros
3x3 e função de ativação ReLU
# A entrada tem o formato (28, 28, 1)
correspondente a imagens em escala de cinza de
28x28 pixels
model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
input_shape=(28, 28, 1)))
# Adiciona uma camada de MaxPooling 2x2 para
redução de dimensões
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
# Adiciona outra camada de convolução com 64
filtros 3x3 e função de ativação ReLU
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
# Adiciona outra camada de MaxPooling 2x2 para
redução de dimensões
model.add(MaxPooling2D((2, 2)))
# Adiciona outra camada de convolução com 64
filtros 3x3 e função de ativação ReLU
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
# Transforma os dados 2D em um vetor 1D para a
etapa de classificação
model.add(Flatten())
# Adiciona uma camada densa com 64 neurônios e
função de ativação ReLU
model.add(Dense(64, activation='relu'))
# Adiciona a camada de saída com 10 neurônios
correspondentes aos 10 dígitos (0-9)
# A função de ativação softmax é usada para
transformar as saídas em probabilidades
model.add(Dense(10, activation='softmax'))
```



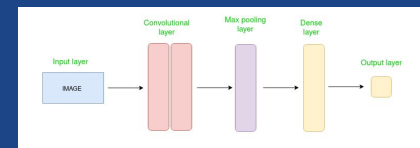
```
# Compila o modelo:
# Configura o otimizador "Adam", a
função de perda
"categorical_crossentropy" e a métrica
"accuracy"
model.compile(optimizer='adam',

loss='categorical_crossentropy' ,
metrics=['accuracy'])

# Treina o modelo usando os dados de
treinamento:
# Realiza 5 épocas de treinamento,
usando um tamanho de lote (batch size)
de 64
model.fit(train_images, train_labels,
epochs=5, batch_size=64)

# Avalia o modelo no conjunto de teste:
# Calcula a perda e a acurácia usando os
dados de teste
test_loss, test_accuracy =
model.evaluate(test_images, test_labels)
print(f'Acurácia no conjunto de teste:
{test_accuracy}')
```


Prática

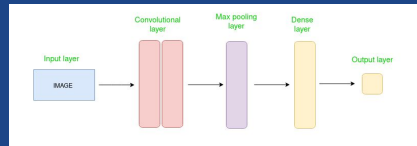


Resultados do treinamento

```
Downloading data from https://storage.googleapis.com/tensorflow/tf-keras-datasets/mnist.npz
11490434/11490434 [=====] - 0s 0us/step
Epoch 1/5
938/938 [=====] - 61s 63ms/step - loss: 0.1846 - accuracy: 0.9444
Epoch 2/5
938/938 [=====] - 59s 63ms/step - loss: 0.0512 - accuracy: 0.9838
Epoch 3/5
938/938 [=====] - 58s 62ms/step - loss: 0.0362 - accuracy: 0.9887
Epoch 4/5
938/938 [=====] - 59s 63ms/step - loss: 0.0274 - accuracy: 0.9916
Epoch 5/5
938/938 [=====] - 60s 64ms/step - loss: 0.0217 - accuracy: 0.9935
313/313 [=====] - 3s 10ms/step - loss: 0.0297 - accuracy: 0.9906
Acurácia no conjunto de teste: 0.9905999898910522
```

Prática

Código de Predição



```
# Carregamento das bibliotecas

from tensorflow.keras.preprocessing.image import load_img, img_to_array

# Carrega a imagem que você deseja prever:

new_image_path = '/content/4.png'

new_image = load_img(new_image_path, color_mode='grayscale', target_size=(28, 28))
new_image_array = img_to_array(new_image)
new_image_array = new_image_array.reshape((1, 28, 28, 1)).astype('float32') / 255

# Faz a previsão usando o modelo treinado:

predictions = model.predict(new_image_array)
predicted_label = np.argmax(predictions[0])

print(f'A imagem foi classificada como o dígito:{predicted_label}')
```

Prática

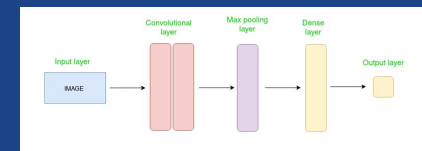
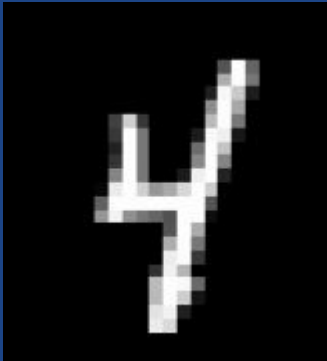


Imagem carregada



Resultado da predição

```
1/1 [=====] - 0s 33ms/step  
A imagem foi classificada como o dígito: 4
```

Prática

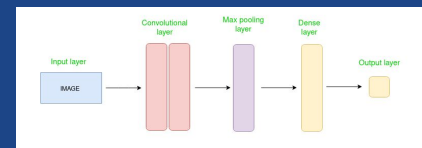
Tamanho das camadas

```
1 model.summary()
```

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 26, 26, 32)	320
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 13, 13, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 11, 11, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 5, 5, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 3, 3, 64)	36928
flatten (Flatten)	(None, 576)	0
dense (Dense)	(None, 64)	36928
dense_1 (Dense)	(None, 10)	650

```
=====  
Total params: 93322 (364.54 KB)  
Trainable params: 93322 (364.54 KB)  
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)
```



Referências

- 1) https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network
- 2) <https://saturncloud.io/blog/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way/>
- 3) <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-convolution-neural-network/>
- 4) https://adamharley.com/nn_vis/cnn/2d.html
- 5) <https://developersbreach.com/convolution-neural-network-deep-learning/>
- 6) https://docs.gimp.org/2.8/pt_BR/plugin-convmatrix.html
- 7) <https://www.geeksforgeeks.org/artificial-neural-networks-and-its-applications/>
- 8) <https://towardsaws.com/activation-function-f76bfc03e215>
- 9) <https://www.geeksforgeeks.org/applying-convolutional-neural-network-on-mnist-dataset/>
- 10) <https://www.tensorflow.org/datasets/catalog/mnist?hl=pt-br>
- 11) <https://indoml.com/2018/03/07/student-notes-convolutional-neural-networks-cnn-introduction/>
- 12) <https://datahacker.rs/one-layer-covolutional-neural-network/>
- 13) <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/26101/22964>
- 14) <https://sol.sbc.org.br/index.php/sbcas/article/view/6241>
- 15) <https://repositorio.ufpb.br/jspui/bitstream/123456789/15606/1/DAR20052019.pdf>
- 16) https://www.monografias.ufop.br/bitstream/35400000/2872/6/MONOGRAFIA_RedesNeuraisConvolucionais.pdf
- 17) <https://www.facebook.com/mltutblogs>
- 18) https://www.youtube.com/watch?v=vXj4z_Vo8G0&ab_channel=EugenioCulurciello
- 19) <https://studentsxstudents.com/image-classification-using-quanvolutional-neural-networks-qnn-cd13b287ceca>

Contato

Fábio Lofredo Cesar

[linkedin.com/in/fábio-lofredo-cesar-050613262](https://www.linkedin.com/in/fábio-lofredo-cesar-050613262)