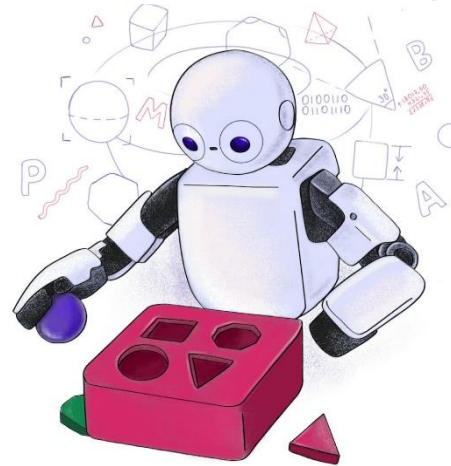


TP557 - Tópicos avançados em IoT e Machine Learning: *Introduzindo Convoluções*



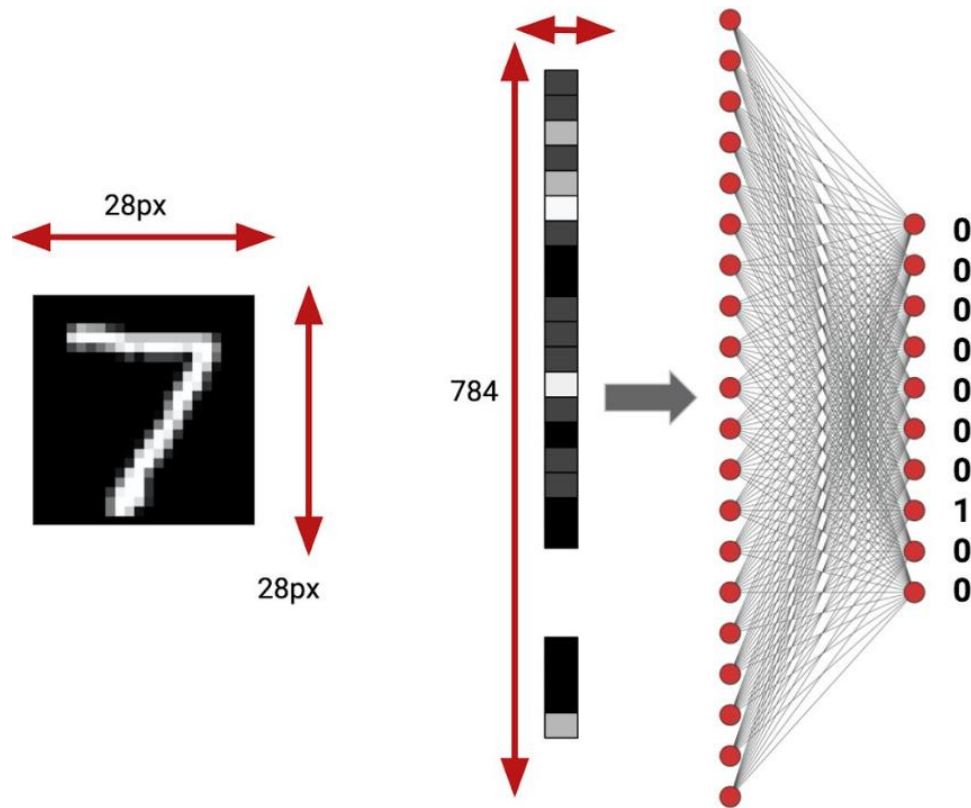
Inatel

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

O que vamos ver?

- Até agora, nossas redes neurais continham apenas dois tipos de camadas: **densas** e de **achatamento**.
- Porém, um outro tipo muito importante são as **camadas convolucionais**.
- Essas camadas formam as *Convolutional Neural Networks* (CNNs).
- A **principal diferença** para uma DNN é que ao invés de **aprender os pesos** das camadas densas, uma **CNN aprende** os valores de **filtros de convolução** (ou apenas **filtros**, mas também chamados de **kernels**).
 - Esses filtros são muito eficientes em “compreender” o conteúdo de uma imagem ou vídeo.
- CNNs são usadas em tarefas de **visão computacional**, como, por exemplo, **reconhecimento de objetos, detecção de padrões, segmentação de imagens, rastreamento de objetos**, etc.

Dados tabulares



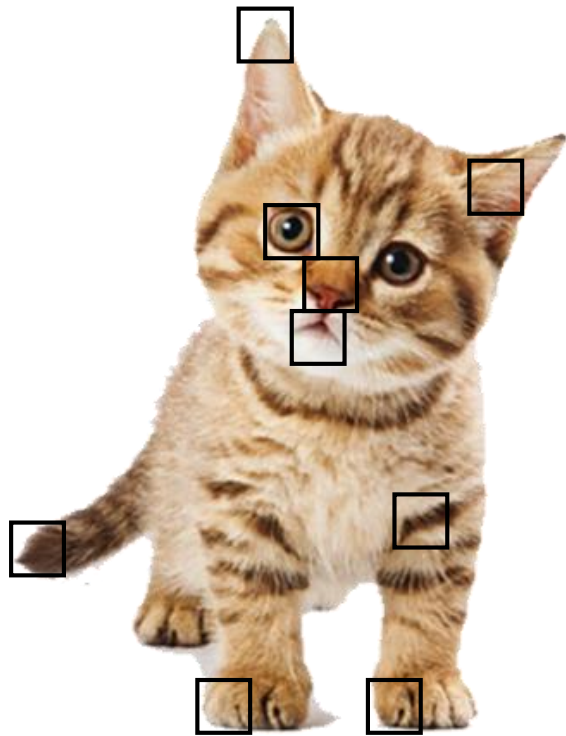
- DNNs são *ideais para dados tabulares*, onde os *exemplos são representados por linhas e os atributos por colunas*.
- Ao analisar esses dados, o objetivo de uma DNN é *descobrir padrões que envolvem interações entre os atributos, sem presumir uma estrutura espacial* (em termos de posicionamento físico) específica entre eles.
- Em contraste, *imagens têm uma estrutura espacial* que pode ser explorada por modelos de ML.

Padrões globais



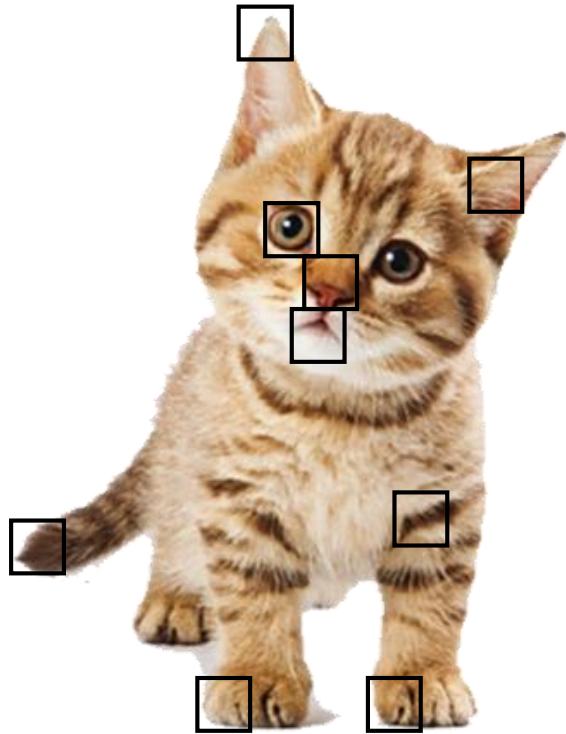
- DNNs *não levam em consideração a estrutura espacial dos dados.*
- Elas *tratam pixels de entrada distantes uns dos outros da mesma forma que pixels próximos.*
- Por exemplo, se embaralharmos os *pixels* das imagens de entrada de uma DNN treinada para classificar imagens de gatos e cachorros, ela ainda identificará os animais, mesmo as imagens não mais fazendo sentido visual algum.

Localidade de referência



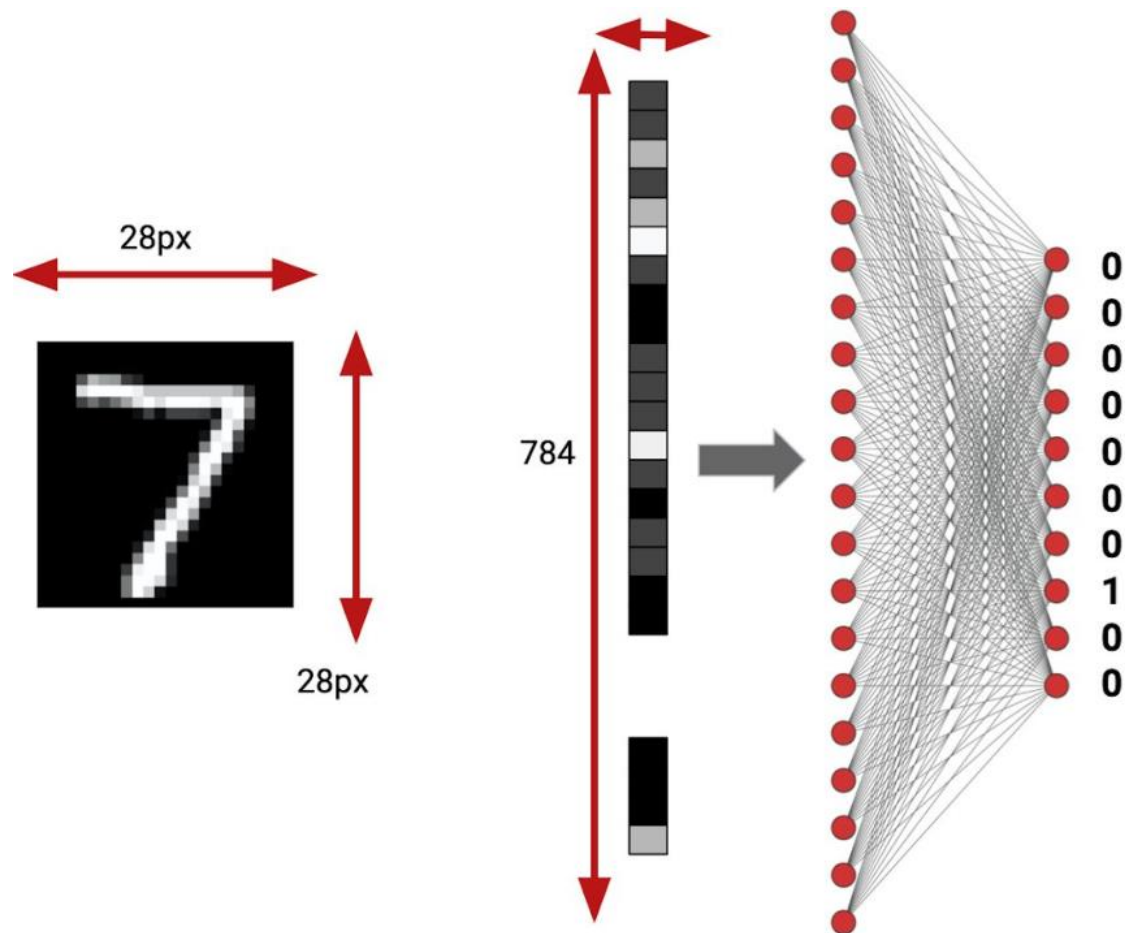
- DNNs *ignoram a localidade de referência* em dados com topologia de grade (e.g., imagens), tanto computacional (eficiência) quanto semanticamente (significado de cada região).
- *Localidade de referência*: em dados com topologia de grade, *informações próximas* umas das outras *estão relacionadas*.
- Por exemplo, em uma imagem, *pixels* vizinhos tendem a conter informações semelhantes e relacionadas.

Estrutura espacial



- Assim, a *conectividade total dos neurônios em uma DNN é um desperdício* para propósitos como o reconhecimento de *imagens* que são *dominados* por *padrões espacialmente locais*.
- Além disso, por serem densamente conectadas, as *DNNs requerem um grande número de parâmetros, levando a um alto custo computacional*.

Imagens simples e “comportadas”



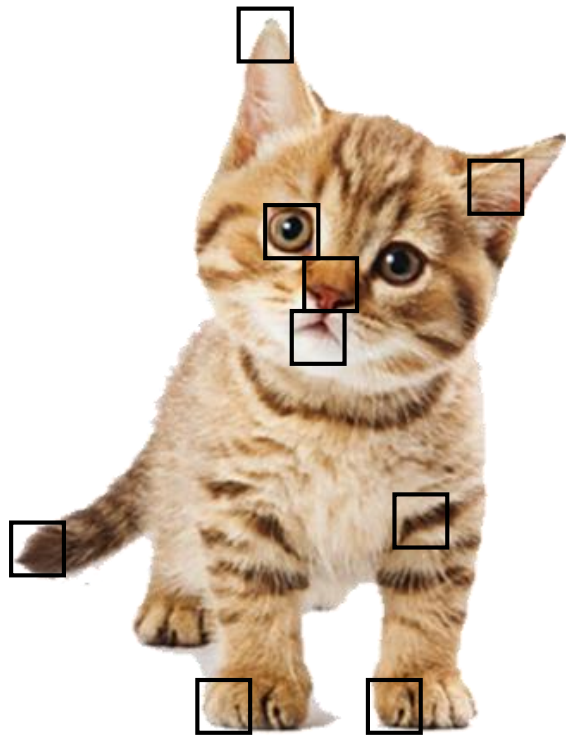
- Até o momento, as imagens que usamos nos problemas de classificação eram bem simples e “comportadas”.
- Eram **imagens bidimensionais em tons de cinza**, com objetos **centralizados, sem** muita **variação** em termos de **rotação, iluminação, escala**, com um **mesmo fundo, sem oclusões** (i.e., partes do objeto obstruídas), etc.

Imagens complexas



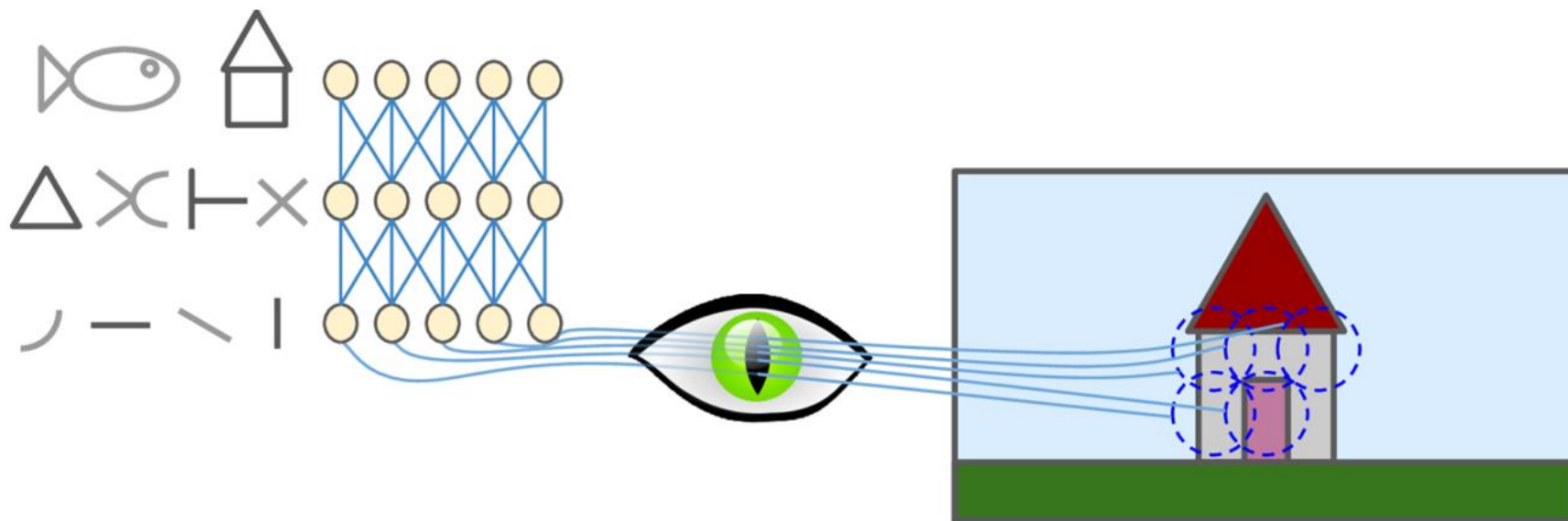
- Mas e quando as imagens são mais complexas?
- Com cores, resoluções variadas, objetos não centralizados, com variação em termos de rotação, iluminação, escala, diferentes fundos, oclusões, etc.
- Por exemplo, e se quiséssemos classificar imagens de pessoas e cavalos?

Imagens complexas



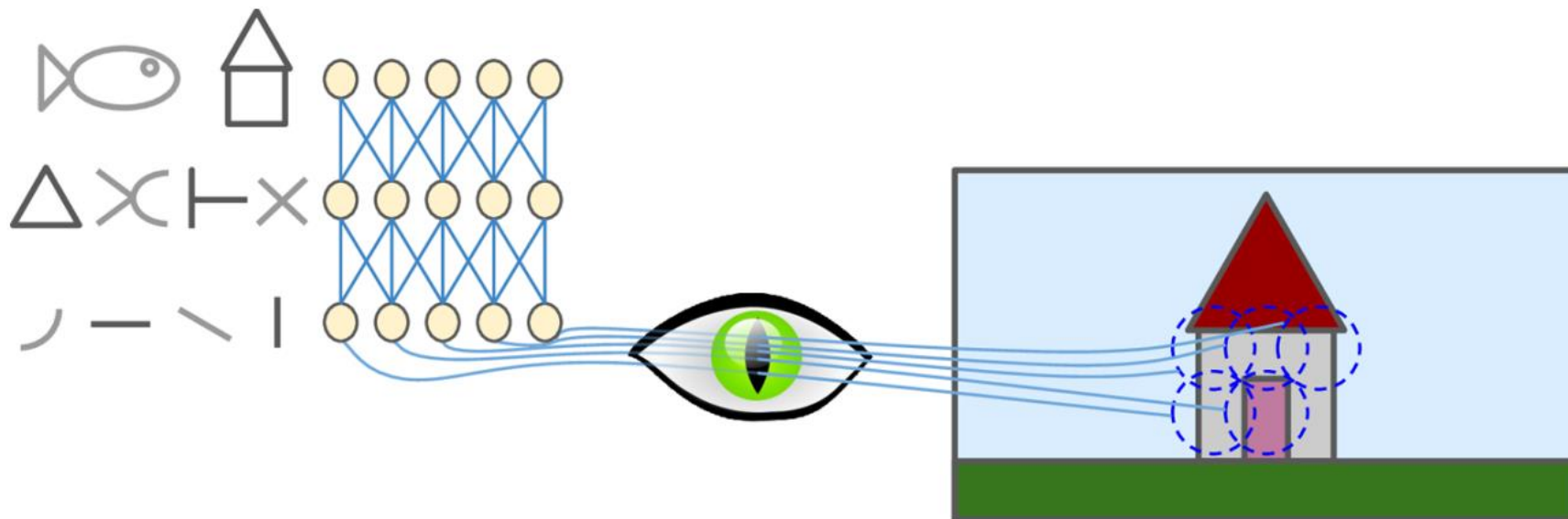
- Usar ***filtros de convolução*** pode nos ajudar a resolver esse problema.
- Os ***filtros*** podem ser ***treinados para detectar características locais*** que ***diferenciam pessoas de cavalos***.
- Essa ideia de usar ***filtros*** que ***detectam características*** que fazem um ***objeto ser diferente de outro*** é ***baseada*** em como os neurônios do ***córtex visual funciona***.

Neurônios biológicos



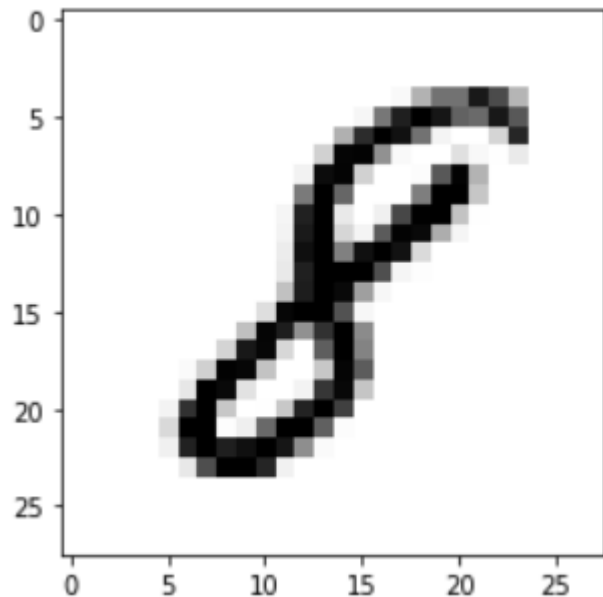
- Os **neurônios** biológicos no córtex visual **respondem a padrões específicos** em **pequenas regiões do campo visual** chamadas **campos receptivos**.
- À medida que o sinal visual percorre as camadas do cérebro, os **neurônios respondem a padrões mais complexos em campos receptivos maiores**.

Neurônios biológicos



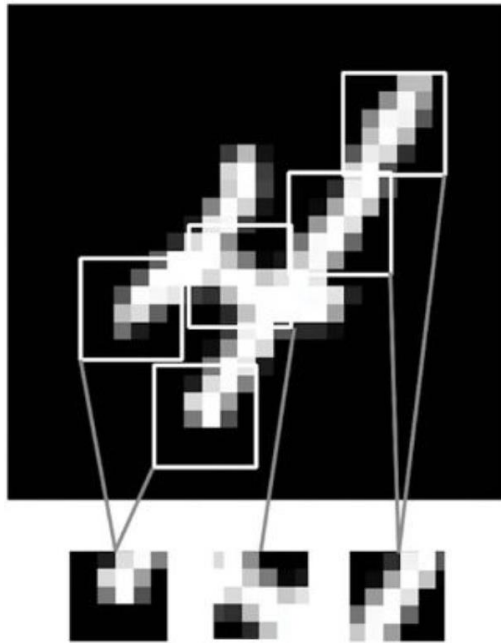
- Alguns *neurônios reagem* apenas a imagens de *linhas horizontais*, enquanto *outros reagem* apenas a *linhas com orientações diferentes*.
- Outros neurônios têm *campos receptivos maiores* e reagem a *padrões mais complexos* que são *combinações de padrões de nível inferior* (i.e., padrões mais simples).

Diferença entre camadas densas e convolucionais



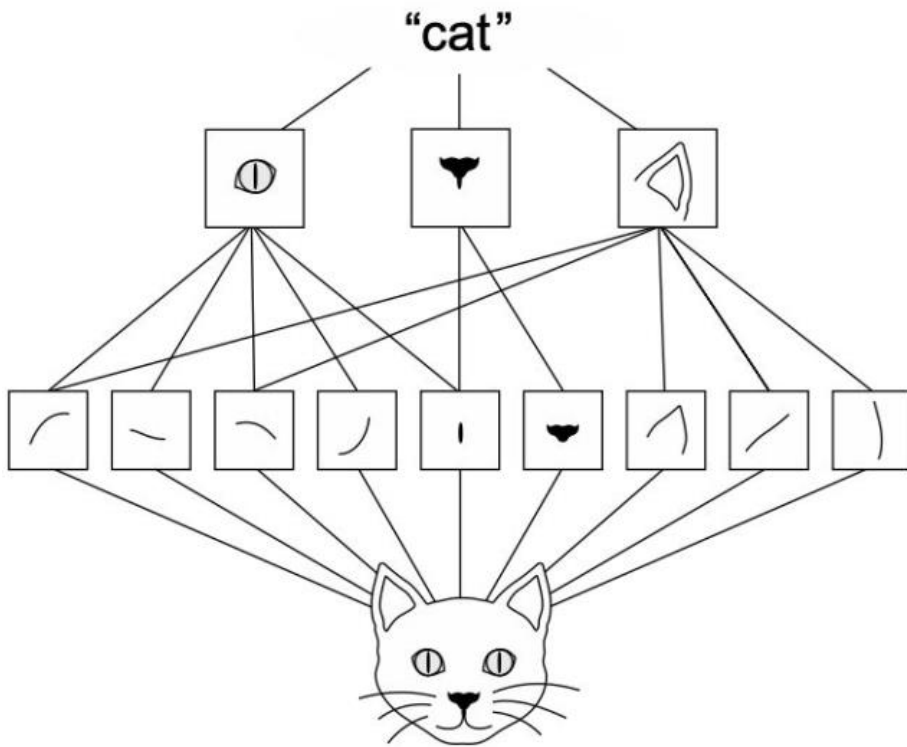
- Qual a *diferença fundamental* entre uma camada *densamente conectada* e uma de *convolução*?
- As *camadas densas aprendem padrões globais* em seu espaço de atributos.
- Por exemplo, para um dígito da base de dados MNIST, as *camadas densas aprendem padrões envolvendo todos os pixels*.

Diferença entre camadas densas e convolucionais



- As camadas de convolução **aprendem padrões locais**.
- No caso de imagens, as camadas de convolução **aprendem padrões encontrados em pequenas janelas** (i.e., **campos receptivos**) das entradas.
- Para aprender esses padrões, as camadas utilizam **filtros de convolução**, também chamados de **kernels**.

Diferença entre camadas densas e convolucionais



- Camadas convolucionais aprendem *hierarquias espaciais* de padrões.
- Uma *primeira camada* de convolução aprenderá *pequenos padrões locais*, como bordas, uma *segunda camada* de convolução aprenderá *padrões maiores criados a partir da combinação das características das primeiras camadas* e assim por diante.

Cores básicas e canais



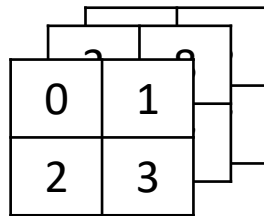
- Antes de falarmos sobre convolução, vamos falar sobre **cores** (ou **canais**).
- Até agora, ignoramos que imagens, em geral, consistem em três canais: vermelho (R), verde (G) e azul (B).
- Imagens coloridas têm canais RGB para indicar a **quantidade de vermelho, verde e azul**.
- Em suma, as **imagens não são**, em geral, **objetos bidimensionais**, mas sim **tensores de três dimensões**, caracterizados por **altura, largura e canal**.

Filtros de convolução ou *kernels*

Kernel 2D

0	1
2	3

Kernel 3D



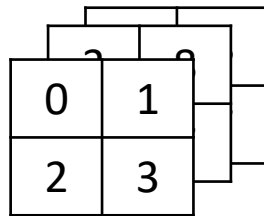
- Um *kernel* é um tensor (em geral em 3D) responsável por *detectar características específicas em uma imagem*.
- Ele percorre uma imagem e realiza *operações convolução* entre seus valores e os dos *pixels* na região da imagem correspondente ao seu *campo receptivo*.

Filtros de convolução ou *kernels*

Kernel 2D

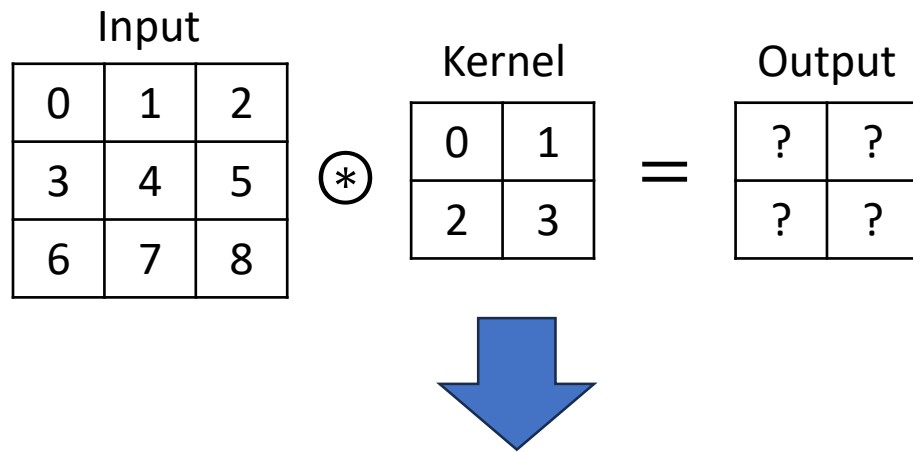
0	1
2	3

Kernel 3D



- Cada **kernel detecta um tipo particular de característica**, como bordas, texturas, padrões ou partes específicas de objetos.
- Os **kernels aprendem a detectar** as características mais relevantes para a tarefa específica em mãos.
 - Eles **aprendem**, a partir do **conjunto de treinamento**, os valores dos **elementos do tensor**, necessários para **detectar um determinada característica**.

Operação de convolução com 1 canal



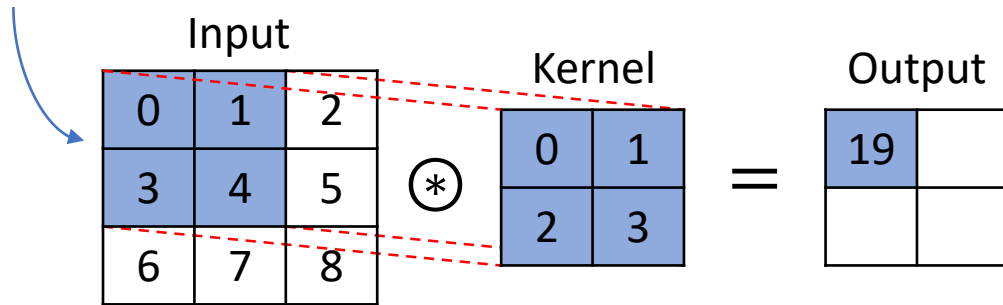
$$O(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) K(m, n)$$

I : input
 K : kernel
 O : output

- Vamos ignorar múltiplos canais por enquanto e ver como uma operação de convolução funciona com dados bidimensionais.
- O símbolo \otimes representa a operação de “convolução”.
- A entrada da operação de convolução é chamada de **feature map** ou **mapa de característica**.
- O operação é representada pela equação ao lado.

Operação de convolução com 1 canal

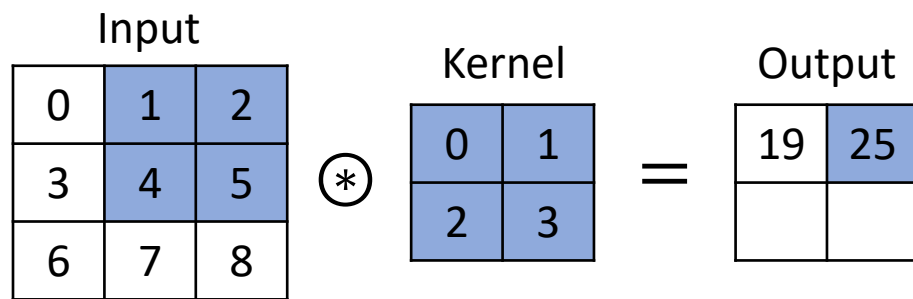
Janela de convolução
ou campo receptivo



- Ao calcular a convolução, começamos com a **janela de convolução** no canto superior esquerdo do tensor de entrada.

$$\begin{aligned} O(i, j) &= \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) K(m, n) \\ &= 0 * 0 + 1 * 1 + 3 * 2 + 4 * 3 \\ &= 19 \end{aligned}$$

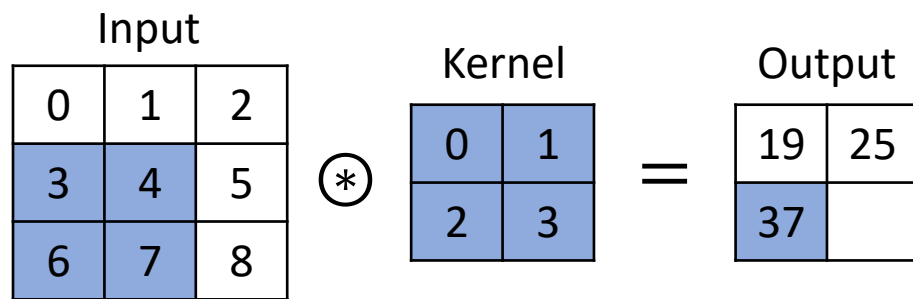
Operação de convolução com 1 canal



- Em seguida, deslizamos a janela, por exemplo, um elemento para a direita.

$$\begin{aligned} O(i, j) &= \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) K(m, n) \\ &= 1 * 0 + 2 * 1 + 4 * 2 + 5 * 3 \\ &= 25 \end{aligned}$$

Operação de convolução com 1 canal



- Ao chegar-se ao final das colunas do tensor de entrada, volta-se ao seu início, deslizando a janela, por exemplo, um elemento para baixo, ou seja, uma linha.

$$\begin{aligned} O(i, j) &= \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) K(m, n) \\ &= 3 * 0 + 4 * 1 + 6 * 2 + 7 * 3 \\ &= 37 \end{aligned}$$

Operação de convolução com 1 canal

Input		
0	1	2
3	4	5
6	7	8

 \circledast

Kernel	
0	1
2	3

 $=$

Output	
19	25
37	43

- Em seguida, deslizamos a janela um elemento para a direita.
- Esse processo se repete até que a janela de convolução tenha percorrido todo o tensor de entrada.

$$\begin{aligned} O(i, j) &= \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) K(m, n) \\ &= 4 * 0 + 5 * 1 + 7 * 2 + 8 * 3 \\ &= 43 \end{aligned}$$

Mapa de características

Input				Kernel			Output	
0	1	2	⊗	0	1	=	19	25
3	4	5		2	3		37	43
6	7	8						

$$O(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) K(m, n)$$

- Lembrando que o **objetivo** dos **kernels** é **extrair características**.
- Portanto, o resultado da operação de convolução é chamado de **mapa de característica ou de ativação**.
- É chamado assim pois ele **fornece as respostas desse filtro em cada posição espacial** da imagem.
- Um **valor** (ou ativação) **alto**, significa que uma determinada **característica foi encontrada**.

Stride

0	1	2	3
4	5	6	7
8	9	0	1
2	3	4	5

 \otimes

Kernel	
0	1
2	3

 =

Output	
24	



Input

0	1	2	3
4	5	6	7
8	9	0	1
2	3	4	5

 \otimes

Kernel	
0	1
2	3

 =

Output	
24	36



Input

0	1	2	3
4	5	6	7
8	9	0	1
2	3	4	5

 \otimes

Kernel	
0	1
2	3

 =

Output	
24	36
22	

- Neste exemplo anterior, deslizamos a janela um elemento por vez.
- Porém, às vezes, seja por eficiência computacional ou porque desejamos reduzir a resolução, movemos a janela mais de um elemento por vez.
- Esse parâmetro é chamado de *stride*.
- No exemplo ao lado, o *stride* é de 2 para deslocamentos ao longo das colunas e linhas.
 - Porém, ele pode ser diferente para deslocamentos ao longo das linhas e colunas.

Convolução ou correlação cruzada?

$$\begin{aligned} O(i, j) &= K(i) \circledast I(j) \\ &= \sum_m \sum_n K(i - m, j - n) I(m, n) \end{aligned}$$

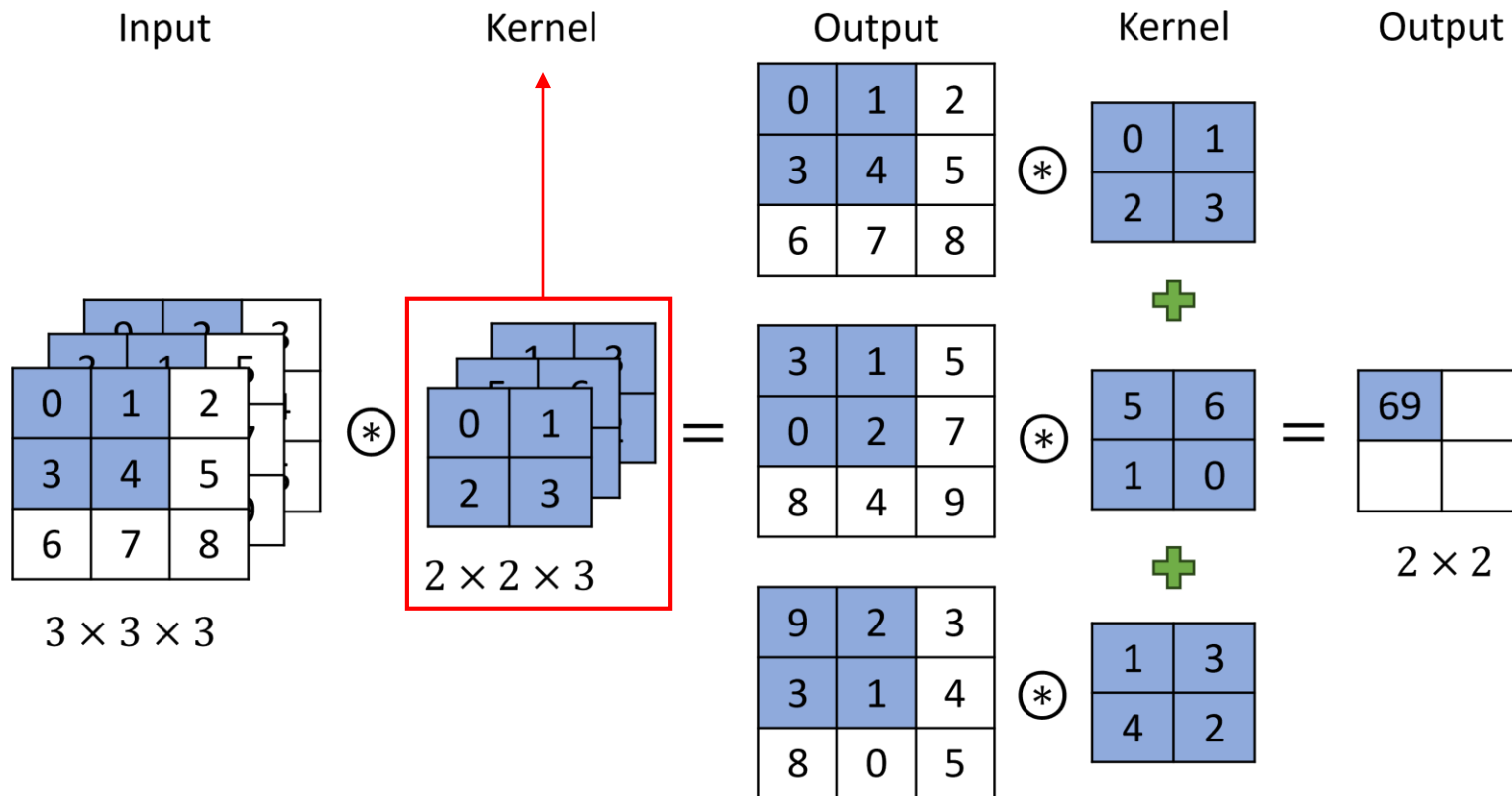
Convolução

$$\begin{aligned} O(i, j) &= \sum_m \sum_n K(i + m, j + n) I(m, n) \end{aligned}$$

Correlação cruzada

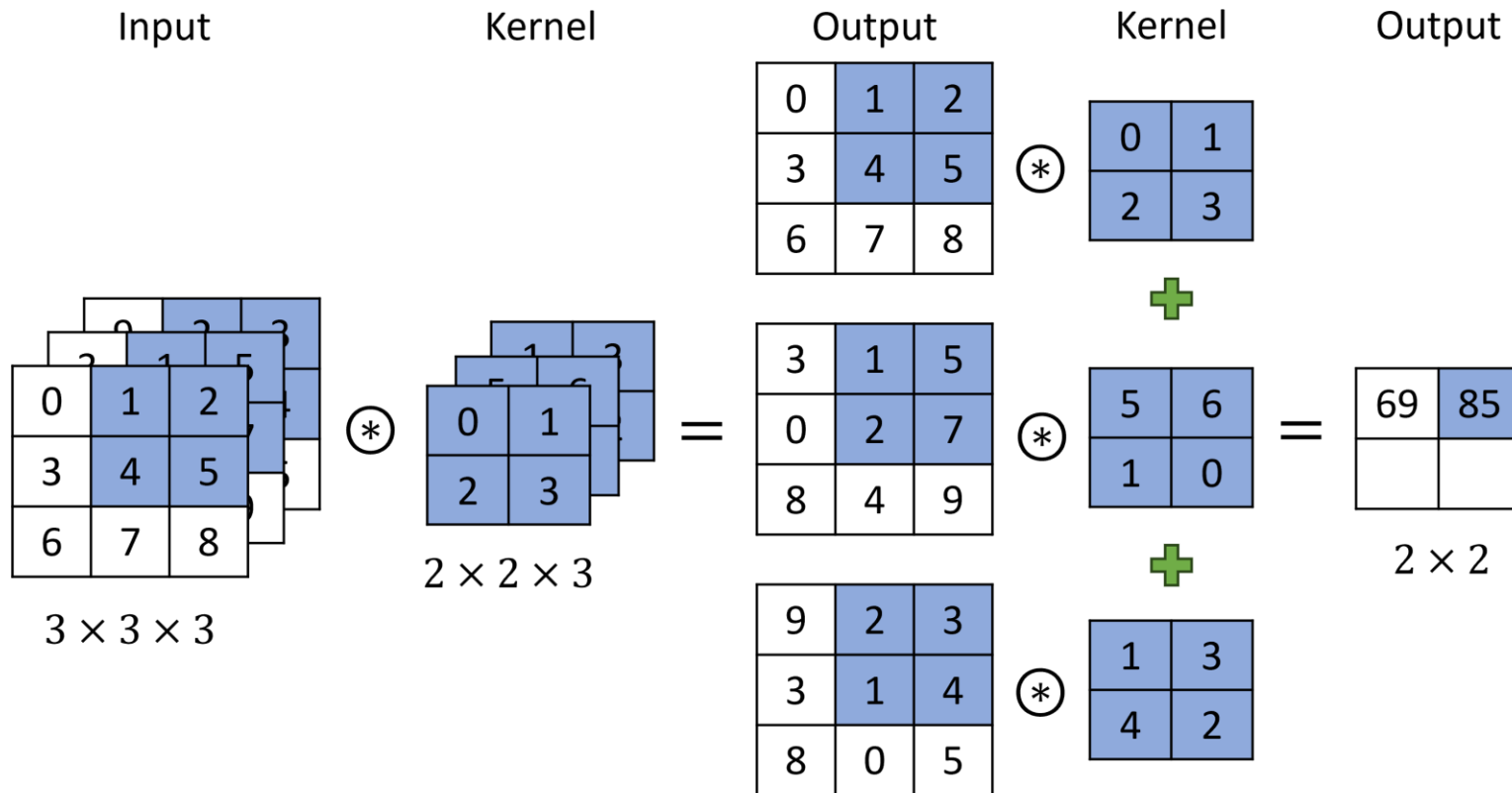
- As operações em uma CNN, embora sejam chamadas de convoluções, são implementadas como **correlações cruzadas** na maioria das bibliotecas.
 - Correlações são mais **eficientes** (sem inversão) **e simples de serem implementadas**.
- Ao contrário da operação de convolução, as CNNs **não invertem o kernel** (ou o sinal de entrada).
- No entanto, **isso não importa**, pois os **kernels** são **aprendidos** e podem se adaptar tanto à correlação cruzada quanto à convolução.

Operação de convolução com 3 canais

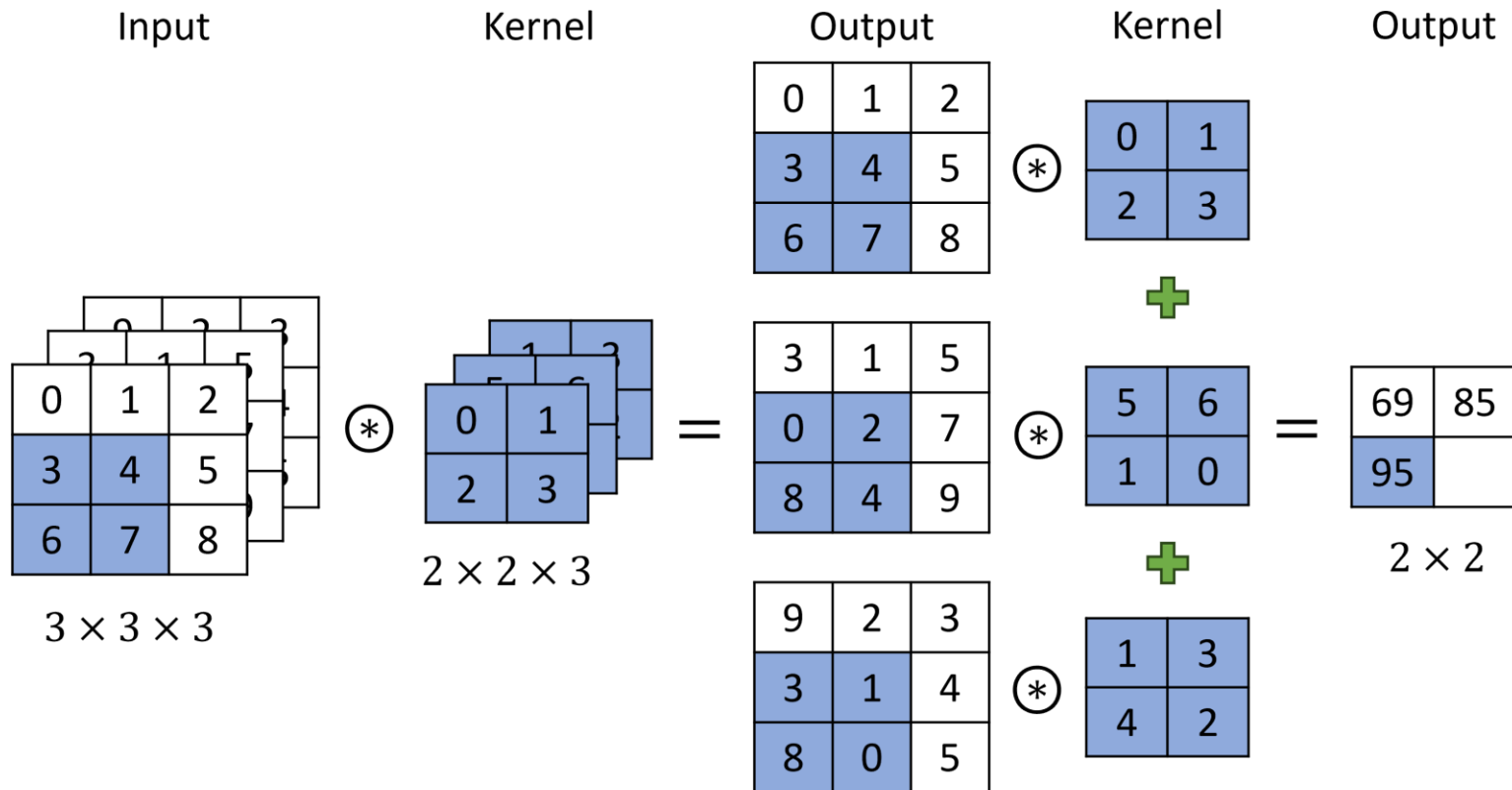


- Em geral, se a imagem tem 3 dimensões, o **kernel** também terá 3 dimensões.
- Para entender a operação, podemos **dividi-la em 3 operações de convolução separadas** que têm seus resultados somados ao final para gerar a saída.
- Usando um *stride* = 1, temos.

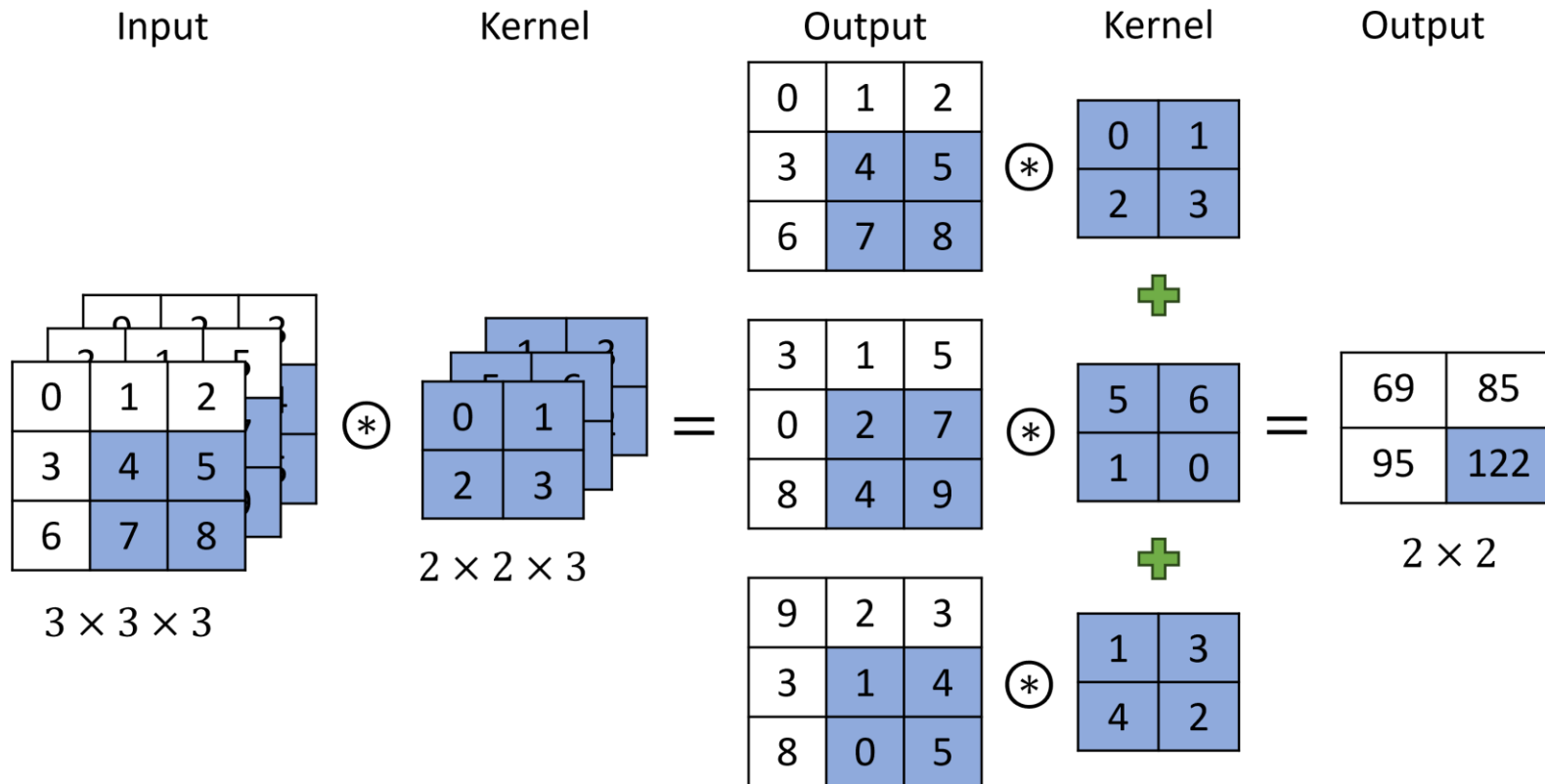
Operação de convolução com 3 canais



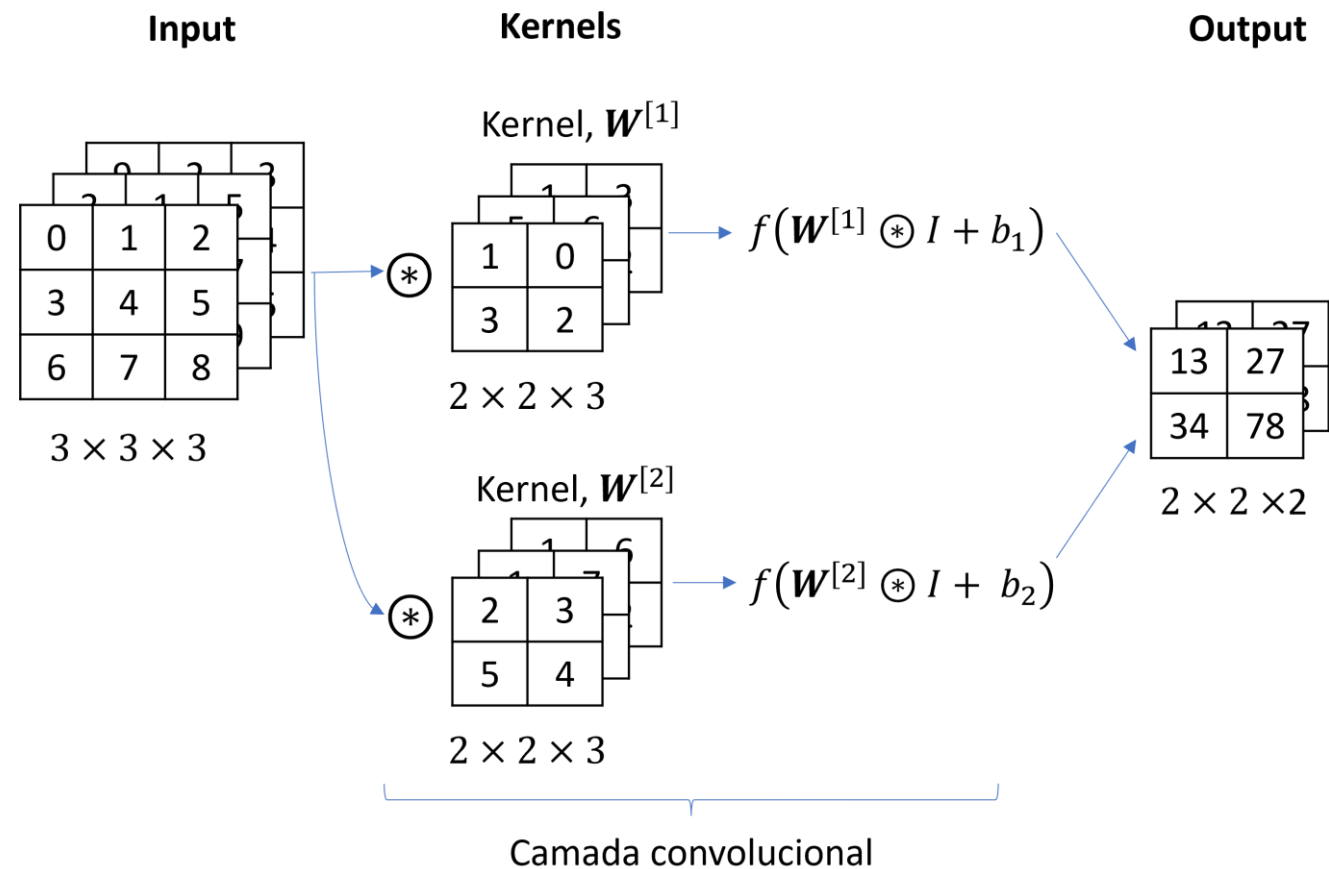
Operação de convolução com 3 canais



Operação de convolução com 3 canais

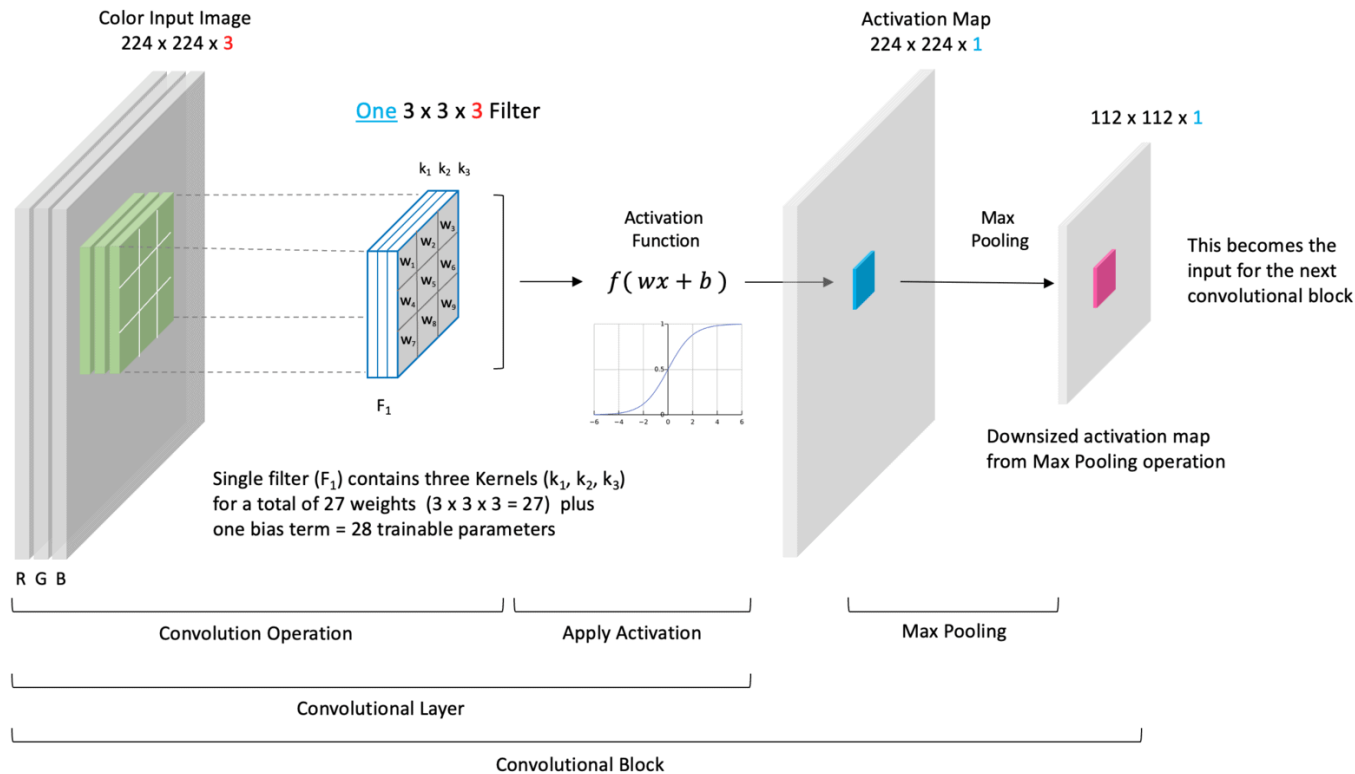


Kernels diferentes para características diferentes



- Em geral, cada **camada convolucional possui vários kernels**.
- Cada **kernel detecta uma característica diferente**.
- O resultado da convolução tem um valor de *bias* somado a ele e o resultado é passado por uma função de ativação, $f(\cdot)$, (e.g., ReLU).
- A saída da camada é o resultado do **empilhamento de várias matrizes**.

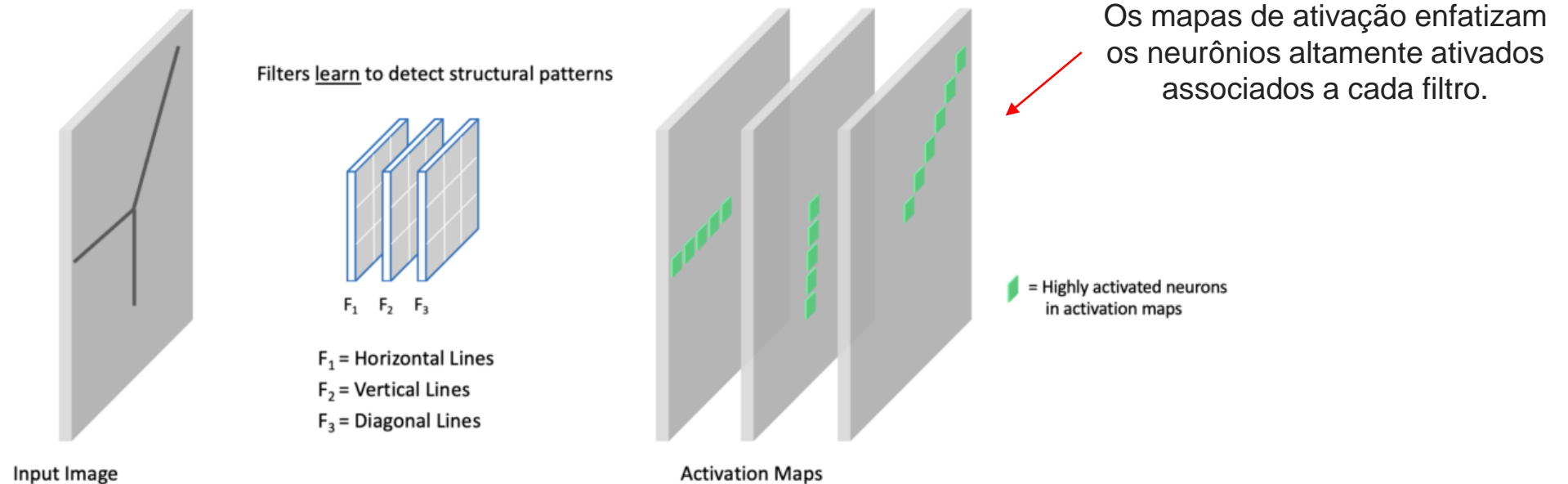
Kernels diferentes para características diferentes



- A saída de uma camada de convolução é chamada de **mapa de características (ou ativações)**.
- Ele é o resultado da aplicação das operações de convolução, ativação e **pooling a cada trecho da imagem**.
- Cada mapa de características ao longo das camadas da rede representa características extraídas da imagem de entrada.

OBS.: assume-se uma configuração de preenchimento que mantém o tamanho espacial dos dados em camadas convolucionais.

Filtros aprendem a detectar estruturas



- A imagem de entrada apresenta vários componentes lineares (bordas).
- Temos uma camada convolucional com três filtros.
- Cada filtro aprende a detectar diferentes elementos estruturais (ou seja, linhas horizontais, linhas verticais e linhas diagonais).

Aplicando *kernels* a imagens



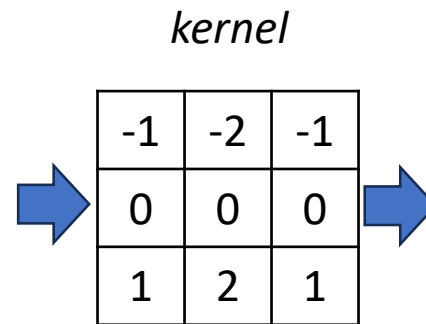
kernel

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1



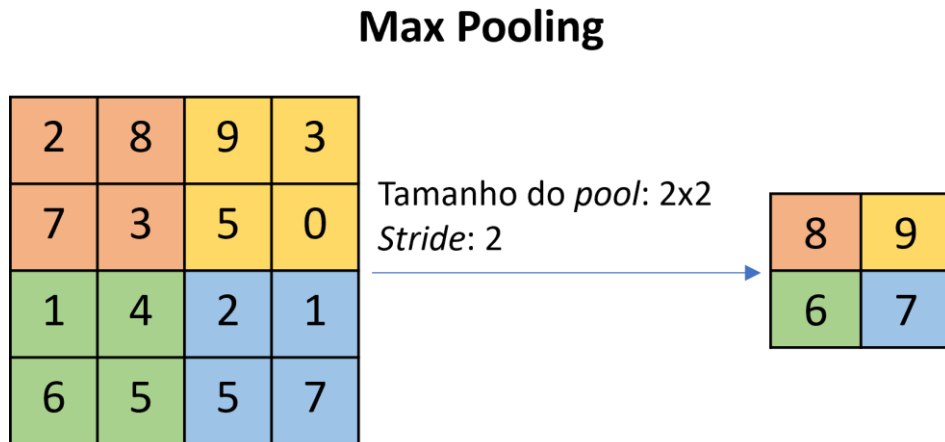
- Considerem a imagem à esquerda.
- Se aplicarmos o *kernel* mostrado, obteremos os resultados à direita.
- Ele **realça muito as linhas verticais e escurece todo o resto**.
- Portanto, podemos considerar este *kernel* como um **detector de linhas verticais**.

Aplicando *kernels* a imagens



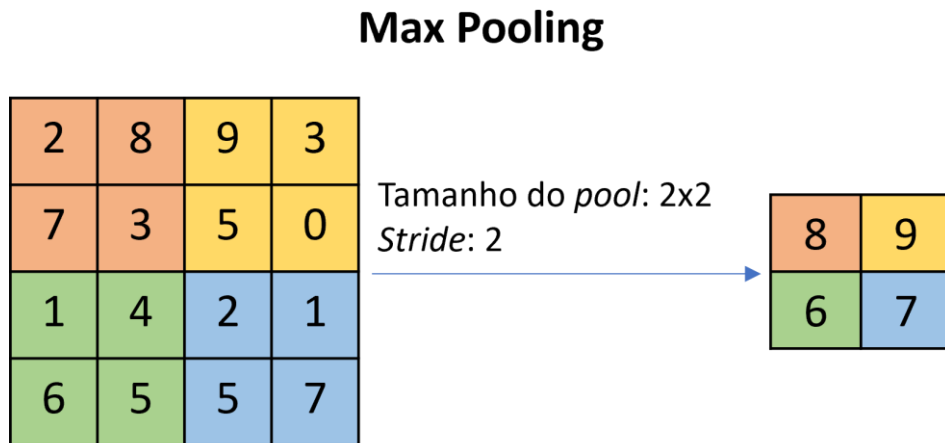
- De forma similar, este outro *kernel* pode **detectar linhas horizontais**, escurecendo quase tudo na imagem que não seja uma linha horizontal.
- Ao aplicar *kernels* como esses, podemos **remover quase tudo, exceto uma característica distinta**.
- Esse processo é chamado de **extração de características**.
 - Processo que determina as partes mais importantes de uma imagem.

Camada de *Pooling* (ou subamostragem)



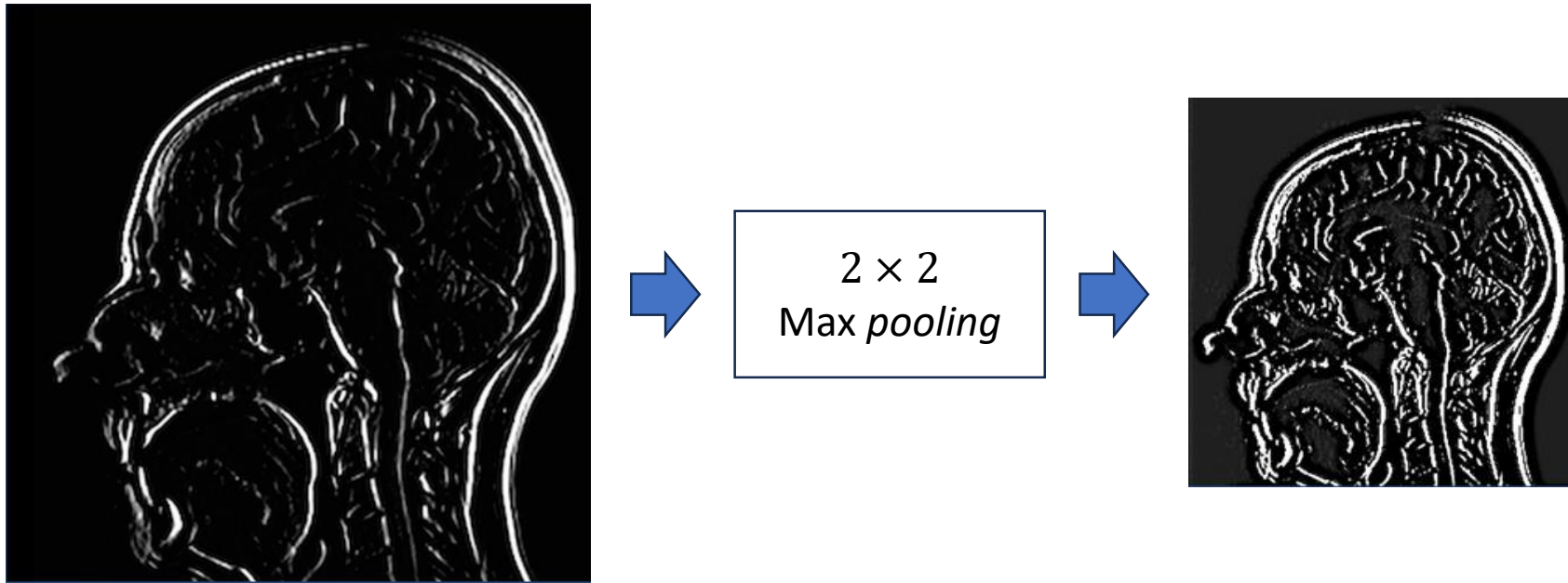
- Aplicada, em geral, **após uma camada de convolução**.
- Ela **subamostra** sua entrada.
- O **objetivo** da subamostragem é **reduzir a carga computacional**, o **uso de memória** e o **número de parâmetros** (limitando assim o risco de **sobreajuste**).
- Além disso, ela **ajuda a tornar a rede mais robusta a pequenas mudanças na posição das características**, o que é útil em tarefas de reconhecimento de objetos.

Camada de *Pooling* (ou subamostragem)



- A maneira **mais comum** de subamostrar é aplicar uma **operação $\max(.)$** ao resultado de cada *kernel*.
- Somente o **valor máximo de entrada em cada campo receptivo** da camada de *pooling* **passa para a próxima camada**, enquanto as **outras entradas são descartadas**.
- O *pooling* é **normalmente aplicado a cada canal de entrada de forma independente**, de forma que a **profundidade de saída seja igual a de entrada**.

Camada de *Pooling* (ou subamostragem)



- Adicionalmente, as camadas de *pooling* ajudam a **capturar e reter as características mais importantes**, ao mesmo tempo que **descartam informações menos relevantes ou ruidosas**.
- Portanto, elas **compactam** os dados **sem perder as características importantes**.

Padding ou preenchimento

Input		
0	1	2
3	4	5
6	7	8

 \otimes

Kernel	
0	1
2	3

 $=$

Output	
19	25
37	43

3×3 2×2 2×2

$$n_{out} = \left\lfloor \frac{n_{in} + 2p - k}{s} \right\rfloor + 1$$

n_{out} : dimensão da saída

n_{in} : dimensão da entrada

k : dimensão do kernel

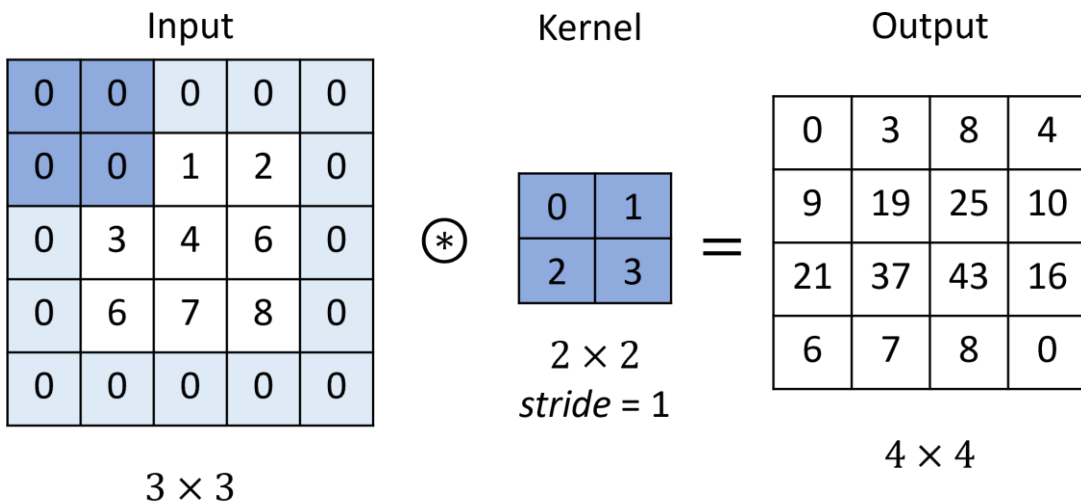
p : quantidade camadas de *padding*

s : tamanho do *stride*

$\lfloor x \rfloor$: função piso retorna o maior inteiro menor ou igual a x .

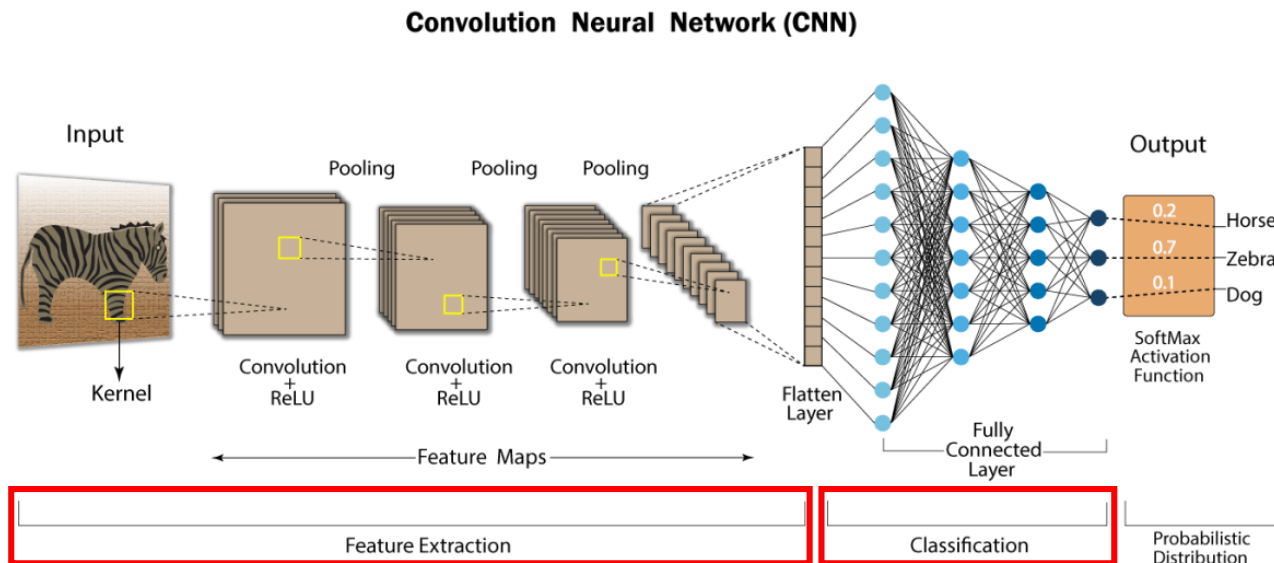
- **Depois de aplicar muitas convoluções** sucessivas, as **imagens tendem** a se **tornarem** consideravelmente **menores** do que as da entrada.
- Se temos uma imagem de entrada com 240×240 *pixels*, após dez camadas de convolução 5×5 com *stride* igual a 1, ela é reduzida para 200×200 *pixels*.
- Isso reduz a imagem em $\approx 17\%$, e conseqüentemente, faz com que qualquer **informação interessante nas bordas da imagem desapareça**.

Padding ou preenchimento



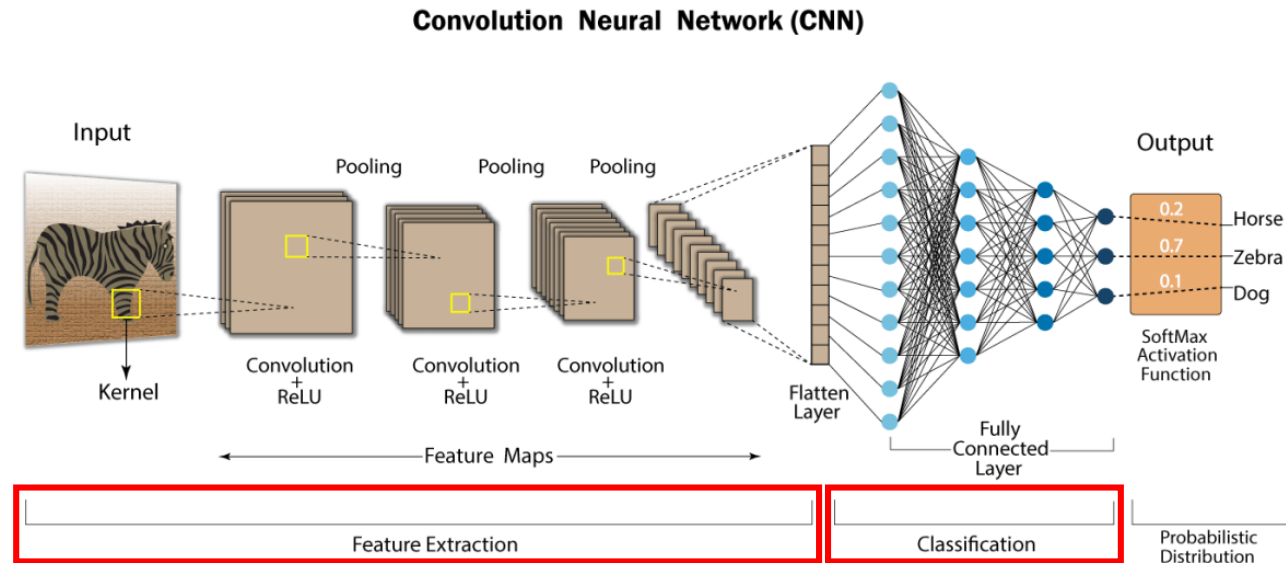
- O **padding** é usado para **controlar o tamanho dos mapas de características** após uma camada convolucional.
- **Pixels de preenchimento são adicionados ao redor da borda da imagem** de entrada, aumentando assim seu tamanho efetivo.
 - Normalmente, os **pixels são feitos iguais a zero**.
- Em tarefas de **classificação de imagens**, é comum aplicar **padding** nas **camadas iniciais para preservar informações de borda**, enquanto **camadas finais não o aplicam** para reduzir a dimensionalidade.

Camadas densas



- Depois das camadas convolucionais, as CNN apresentam *algumas camadas densas*.
- Elas são responsáveis por *realizar a classificação ou regressão* propriamente dita.
- As camadas densas *recebem as características extraídas pelas camadas convolucionais e combinam essas informações para aprender padrões* complexos e realizar a tarefa de classificação ou regressão.

Os filtros são aprendidos!



- Nós não precisamos definir os filtros manualmente.
- Em vez disso, durante o **treinamento**, as **camadas convolucionais aprenderão automaticamente** os **kernels** mais úteis para sua tarefa, e as camadas acima (i.e., densas) aprenderão a combiná-los em padrões mais complexos.

Explorando CNNs

- CNN Explainer
 - <https://poloclub.github.io/cnn-explainer/>
- ConvNetJS MNIST demo
 - <https://cs.stanford.edu/people/karpathy/convnetjs/demo/mnist.html>
- ConvNetJS CIFAR-10 demo
 - <https://cs.stanford.edu/people/karpathy/convnetjs/demo/cifar10.html>

Atividades

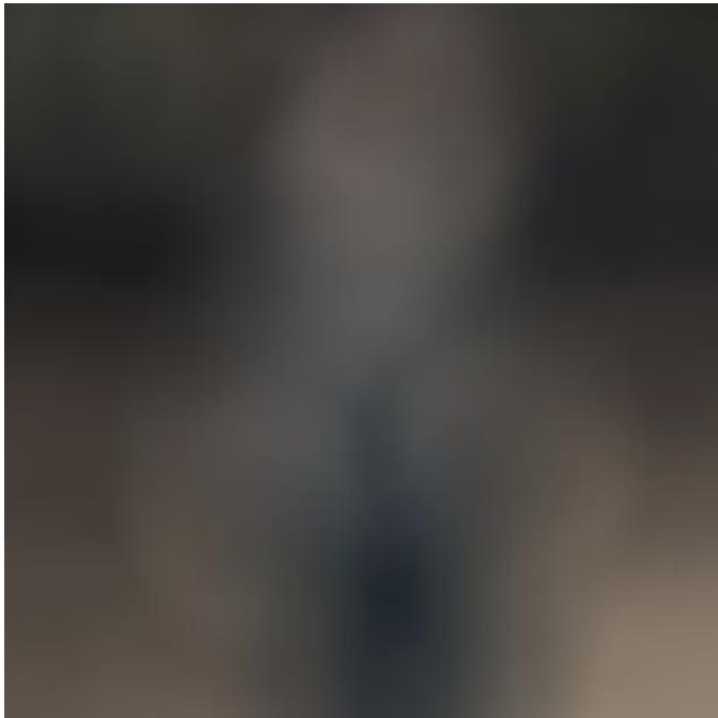
- Quiz: “***TP557 – Introduzindo Convoluções***”.
- [Exercício: Redes neurais convolucionais](#)

Perguntas?

Obrigado!

Anexo I: Exemplo de classificação de imagens

Exemplo de classificação de imagens



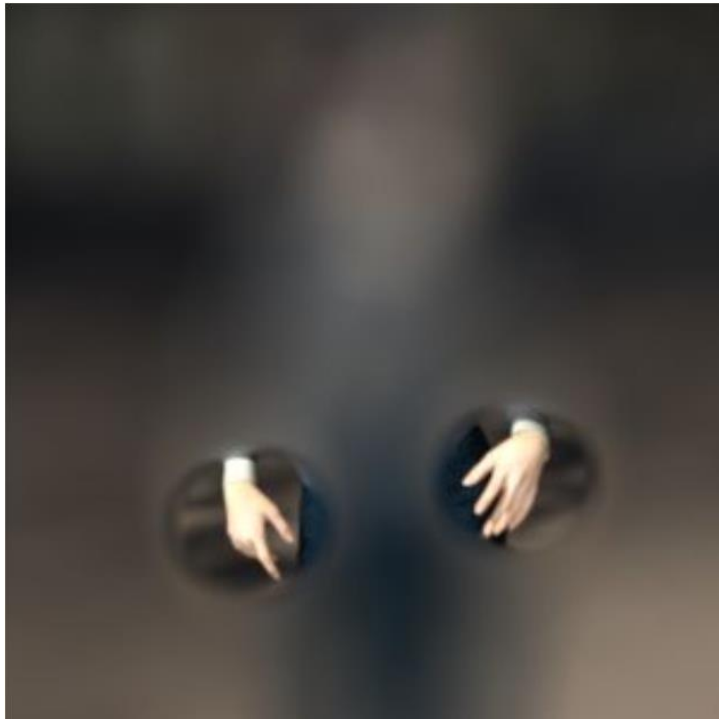
- Para entender melhor o que uma camada de convolução faz, vamos considerar um exemplo simples.
- Vamos supor que *não conhecemos o conteúdo da imagem* ao lado.
- Isso foi simulado deixando-a embaçada.

Exemplo de classificação de imagens



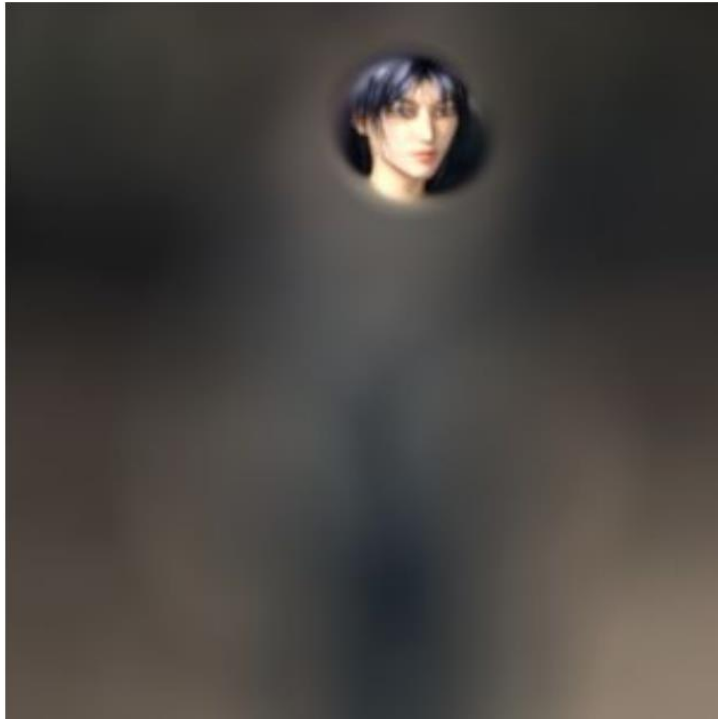
- Então, digamos que haja um *filtro* ou um conjunto de filtros que ao serem passados sobre a imagem *extraem as características* mostradas ao lado.
- Como podemos ver, *são duas formas verticais*, que se parecem com pernas humanas.

Exemplo de classificação de imagens



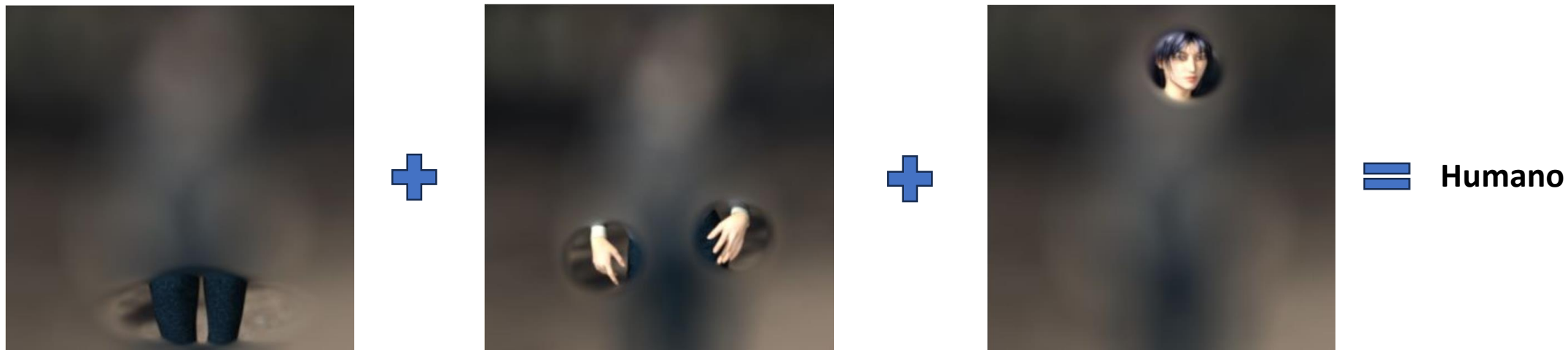
- Na sequência, *outros filtros extraem as características* mostradas ao lado.
- São pequenas formas cilíndricas que se projetam a partir de um cilindro maior.
- Nosso *cérebro vê isso* e *instantaneamente classifica como mãos*.
- Porém uma rede neural em treinamento ainda não sabe disso.
- Ela apenas sabe que um filtro pode extrair essas características.

Exemplo de classificação de imagens



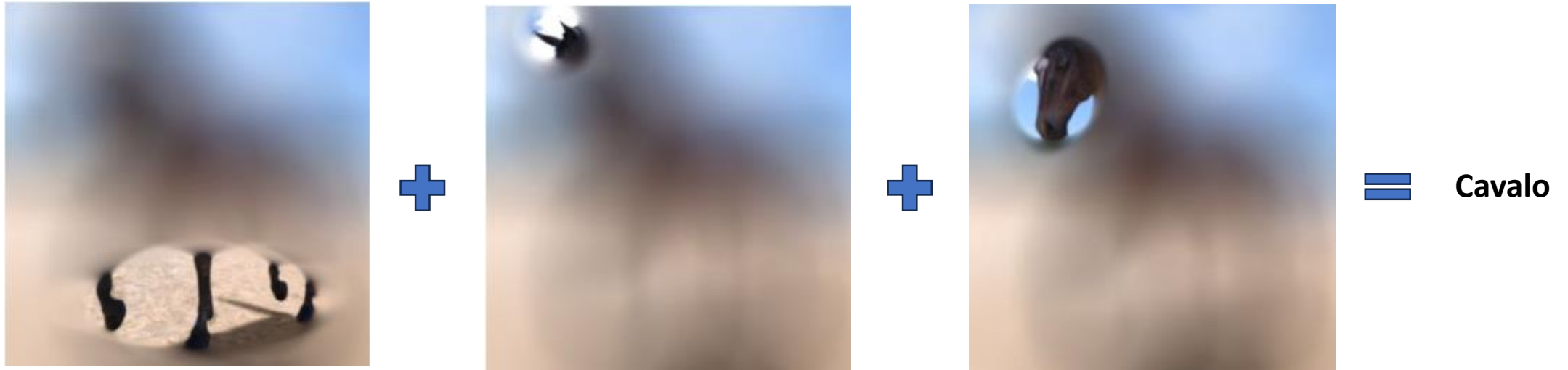
- Em seguida, um *outros filtros extraem um círculo com outros dois círculos menores, uma saliência e algumas formas paralelas.*
- Nosso cérebro reconhece esse conjunto de *pixels* como um rosto com olhos, boca e nariz.
- Mas, novamente, o modelo não tem contexto para decidir o que esses *pixels* são.
- Ele só sabe que um filtro específico pode extrair essas características.

Exemplo de classificação de imagens



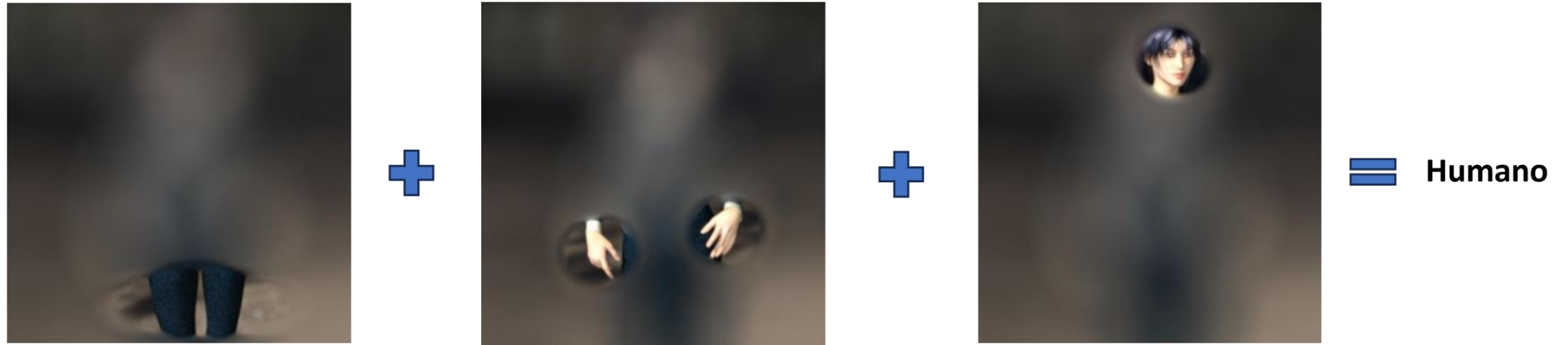
- Quando essas ***características estão presentes em uma imagem rotulada como humana***, a rede neural pode ser ***treinada para aprender filtros que extraem essas informações***.
- A rede ***pode combinar as características extraídas pelos três filtros*** (i.e., pernas, mãos e face) para detectar seres humanos em imagens inéditas.
 - A(s) camada(s) densa(s) faz(em) essa combinação.

Exemplo de classificação de imagens



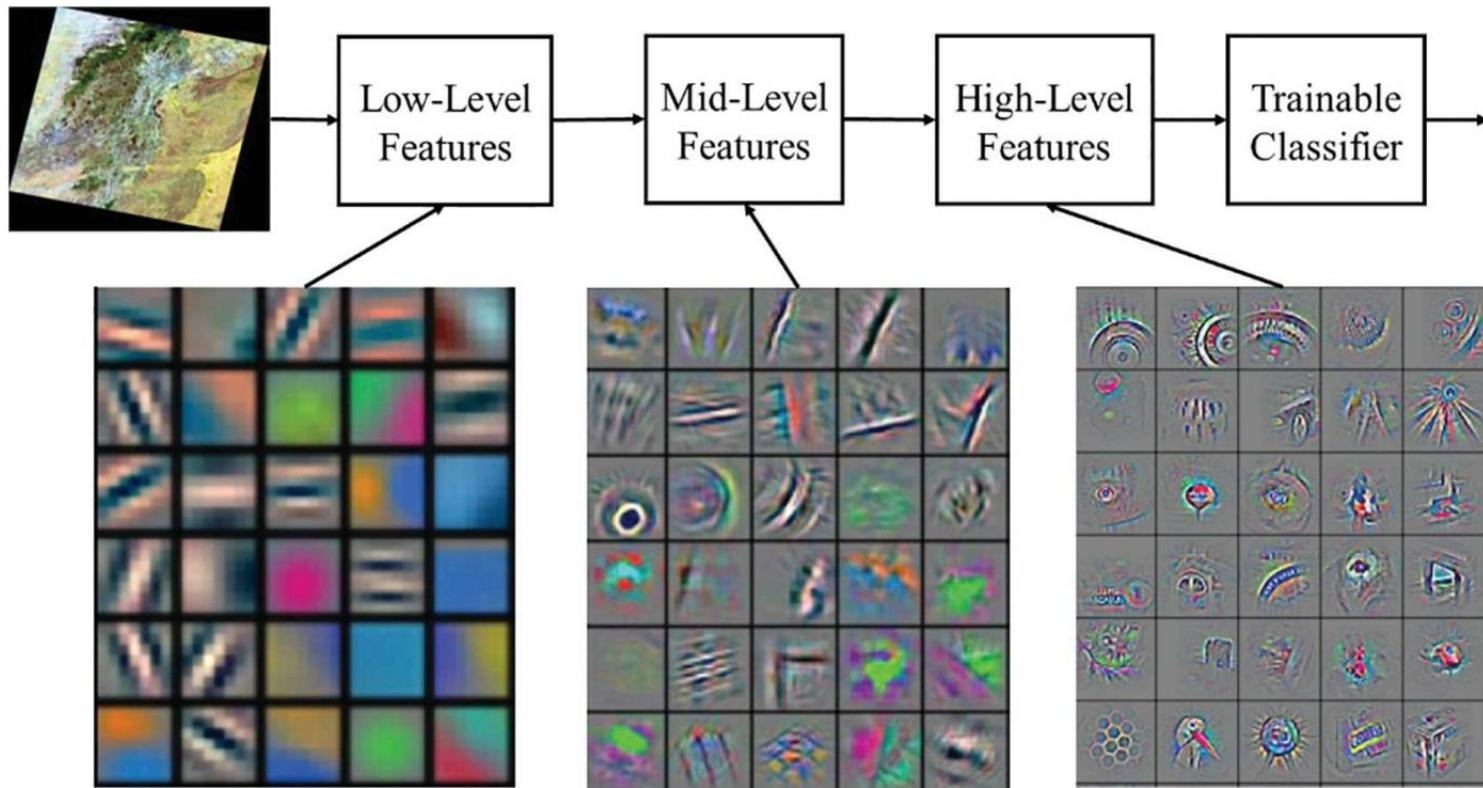
- A *mesma rede pode ser treinada para identificar* diferentes *características* presentes nas imagens de *cavalos*.
- Assim, ao *aprender conjuntos de filtros que podem detectar humanos ou cavalos*, temos um *modelo de visão computacional* que pode *lidar* com *imagens complexas* e *predizer o que há nelas*.

Observação



- Notem que usamos pernas, mãos e rostos como exemplos de características extraídas por um filtro.
- Essas são formas reconhecíveis pelo nosso cérebro, então as utilizamos para ilustrar o conceito.
- Porém, as redes convolucionais, muito provavelmente aprenderão características imperceptíveis a nós humanos.

Características imperceptíveis



- No entanto, *quando filtros são treinados* para detectar características em imagens, *eles podem identificar coisas que são imperceptíveis para os seres humanos*.
- Podem existir padrões de *pixels* que correspondam a uma imagem rotulada, mas que não tenham significado aparente para nós.

Figuras

Input

0	1	2	3
4	5	6	7
8	9	0	1
2	3	4	5

\otimes

Kernel

0	1
2	3

$=$

Output

24	



Input

0	1	2	3
4	5	6	7
8	9	0	1
2	3	4	5

\otimes

Kernel

0	1
2	3

$=$

Output

24	36



Input

0	1	2	3
4	5	6	7
8	9	0	1
2	3	4	5

\otimes

Kernel

0	1
2	3

$=$

Output

24	36
22	

Input

0	1	2
3	4	5
6	7	8

$3 \times 3 \times 3$

Kernel

0	1
2	3

$2 \times 2 \times 3$

\otimes

=

Output

0	1	2
3	4	5
6	7	8

3	1	5
0	2	7
8	4	9

9	2	3
3	1	4
8	0	5

Kernel

0	1
2	3

\otimes

+

5	6
1	0

\otimes

+

1	3
4	2

\otimes

Output

69	

2×2

Input

	0	1	2
0	1	2	
3	4	5	
6	7	8	

$3 \times 3 \times 3$

Kernel

	0	1
	2	3

$2 \times 2 \times 3$

\otimes

=

Output

0	1	2
3	4	5
6	7	8

3	1	5
0	2	7
8	4	9

9	2	3
3	1	4
8	0	5

Kernel

0	1
2	3

\otimes

+

5	6
1	0

\otimes

+

1	3
4	2

\otimes

Output

69	85

2×2

Input

0	1	2
3	4	5
6	7	8

$3 \times 3 \times 3$

Kernel

0	1
2	3

$2 \times 2 \times 3$

Output

0	1	2
3	4	5
6	7	8

Kernel

0	1
2	3

Output

69	85
95	

2×2

\otimes

=

\otimes

+

\otimes

=

+

\otimes

Input

	0	1	2
0	1	2	
3	4	5	
6	7	8	

 $3 \times 3 \times 3$

⊗

Kernel

0	1	
2	3	

 $2 \times 2 \times 3$

=

Output

0	1	2
3	4	5
6	7	8

3	1	5
0	2	7
8	4	9

9	2	3
3	1	4
8	0	5

⊗

Kernel

0	1
2	3

+

⊗

5	6
1	0

+

⊗

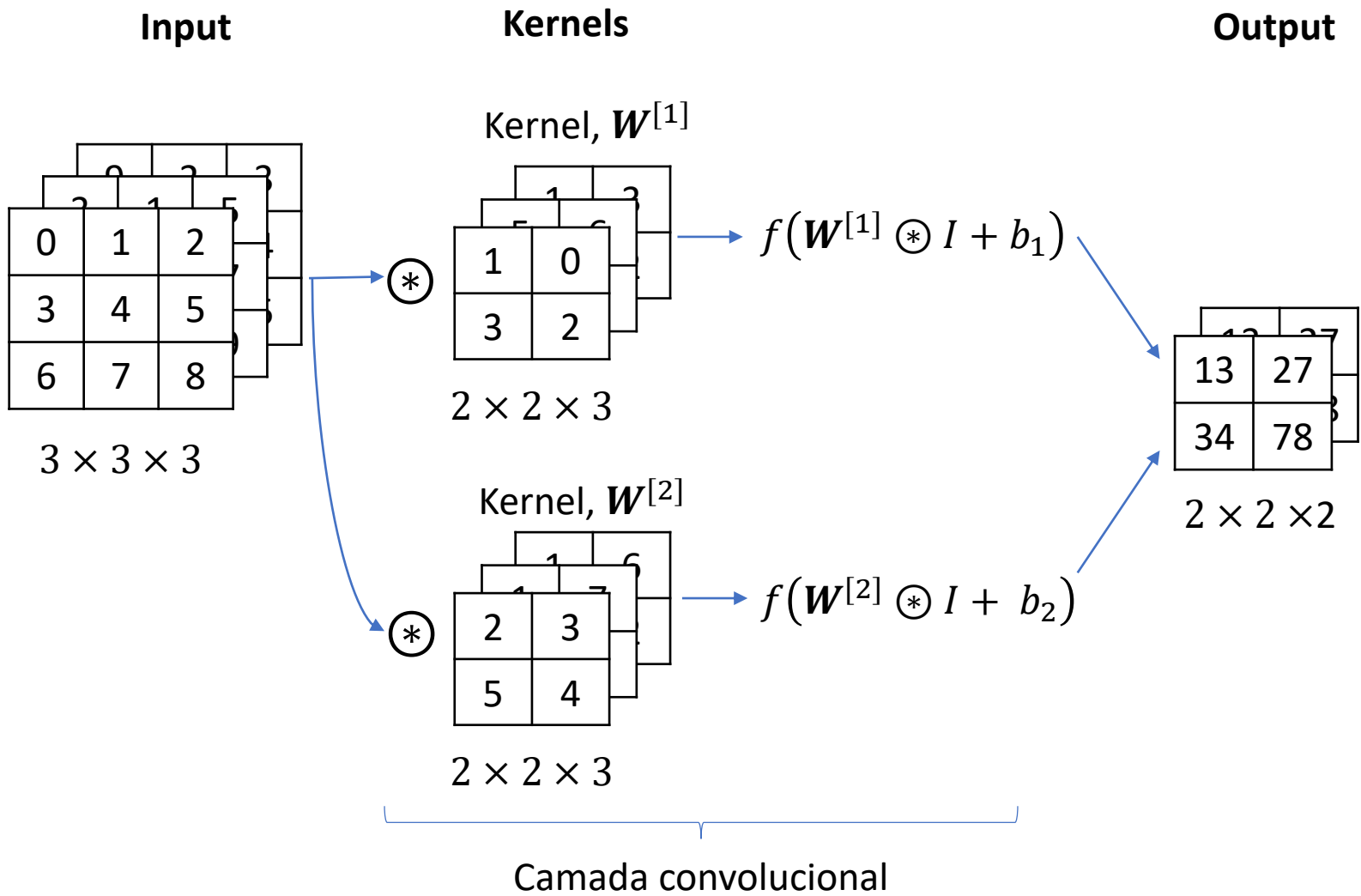
1	3
4	2

=

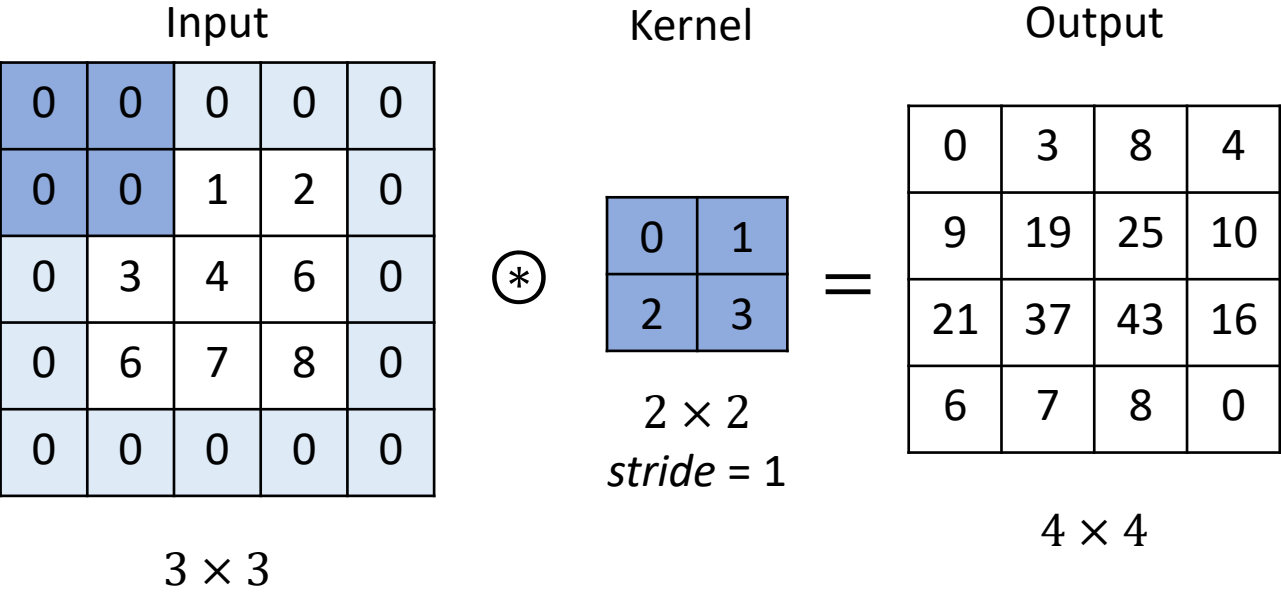
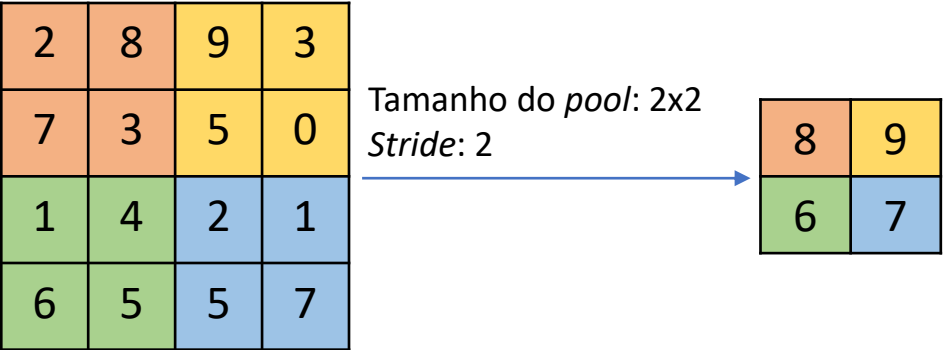
Output

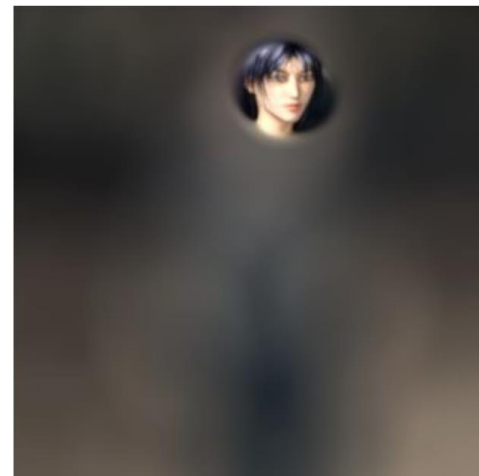
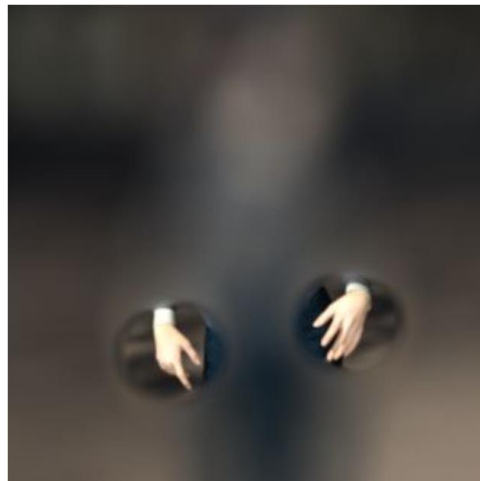
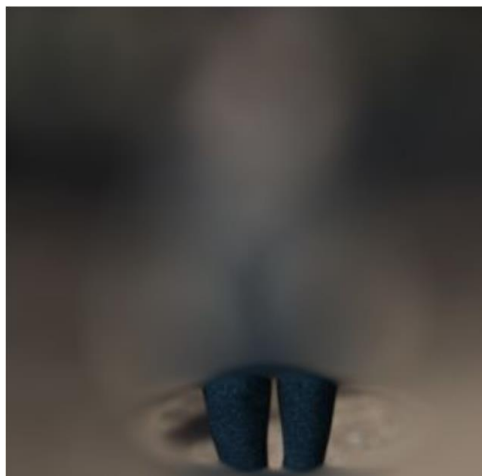
69	85
95	122

 2×2



Max Pooling





Humano