(2) Redes Neurais Convolucionais - CNNs

Redes Neurais e Arquiteturas Profundas

Moacir Ponti
ICMC, Universidade de São Paulo

www.icmc.usp.br/~moacir — moacir@icmc.usp.br

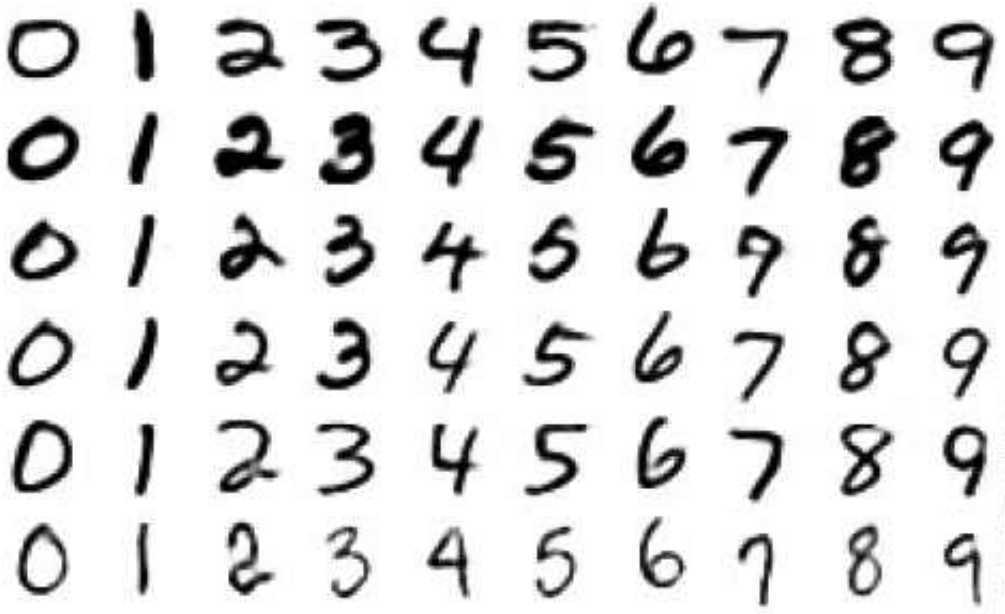
São Carlos-SP/Brasil – 2021

Agenda

Redes Neurais Convolucionais (CNNs)

- Convolução
- Camada convolucional para redes neurais
- Exemplo
- Número de parâmetros
- Pooling

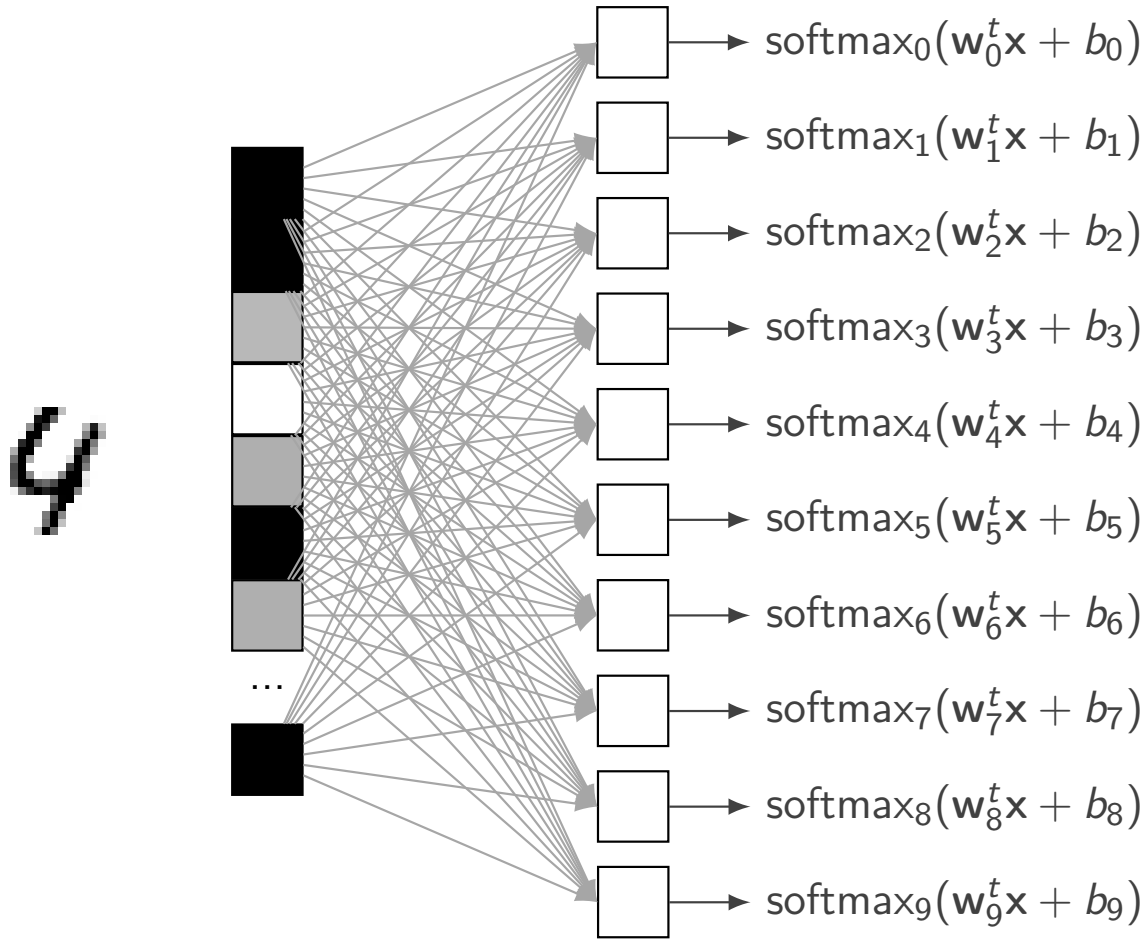
Exemplo de problema: classificação de dígitos



- Imagens com $28 \times 28 = 784$ pixels,

Questões importantes sobre as redes MLP (densas)

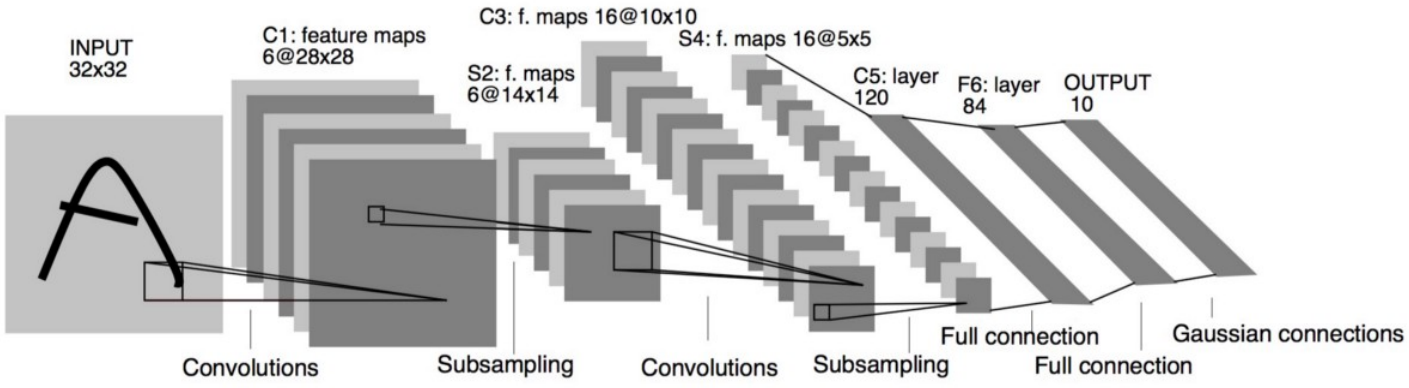
1. Valores de entrada (atributos) são considerados independentes
2. Não são aproveitadas relações locais entre os dados



Questões importantes sobre as redes MLP (densas)

1. Grande número de parâmetros: memória e processamento
   - Exemplo: entrada imagem de $28 \times 28 = 784$
   - Uma camada com 100 neurônios teria..
   - $78400 + 100 = 78500$ parâmetros a serem aprendidos e mantidos na memória durante o treinamento

Redes Neurais Convolucionais (CNNs)



(Arquitetura LeNet)

Nova terminologia:

- Camada convolucional (convolutional layer)
- Subamostragem (pooling)
- Mapas de Ativação (activation/feature maps)
- Camada densa (dense/fully connected, tipo MLP)

Convolução

- Operador que visa realizar uma combinação linear de valores locais da entrada
- Centrado em uma posição, e.g. (x, y), gera como saída um único valor de saída

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4	5	6
0							
1							
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4	5	6
0							
1		1.5					
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5				
1					
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5			
1					
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1		
1					
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	
1					
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	0.5
1					
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	0.5
1	0.5				
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	0.5
1	0.5	1.5			
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	0.5
1	0.5	1.5	-2.5		
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	0.5
1	0.5	1.5	-2.5	-2.5	
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	0.5
1	0.5	1.5	-2.5	-2.5	1
2					
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	0.5
1	0.5	1.5	-2.5	-2.5	1
2	3				
3					
4					

Convolução

Volume de entrada 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	2	2	2	2	3	3	3
1	1	0	1	1	1	1	0
2	1	1	3	3	0	0	0
3	1	1	3	2	0	0	3
4	1	1	3	2	0	0	3
5	1	3	3	2	0	0	3
6	3	3	3	2	0	0	3

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4
0	1.5	2.5	1	1.5	0.5
1	0.5	1.5	-2.5	-2.5	1
2	3	3.5	-4.5	-5	1.5
3	3	2.5	-5	-4	4.5
4	3	0.5	-5	-4	4.5

Convolução

- **Zero-padding**: para compensar a impossibilidade de computar todos os valores;
  - Amplia-se a entrada de forma que o volume de saída seja igual ao de entrada

Convolução

Volume de entrada 7 x 7 + zero padding

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

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4	5	6
0							
1							
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

Volume de entrada 7 x 7 + padding

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

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída 7 x 7

	0	1	2	3	4	5	6
0	0						
1							
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

Volume de entrada 7 x 7 + padding

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

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4	5	6
0	0	-1.5					
1							
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

Volume de entrada 7 x 7 + padding

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

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4	5	6
0	0	-1.5	-1.5				
1							
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

Volume de entrada 7 x 7 + padding

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

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4	5	6
0	0	-1.5	-1.5	-1.5			
1							
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

Volume de entrada 7 x 7 + padding

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

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4	5	6
0	0	-1.5	-1.5	-1.5	-1.5		
1							
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

Volume de entrada 7 x 7 + padding

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

Filtro W (3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

Volume de saída

	0	1	2	3	4	5	6
0	0	-1.5	-1.5	-1.5	-1.5	-3	
1							
2							
3							
4							
5							
6							

Convolução

- **Convolução em profundidade**: quando a entrada possui mais do que 1 canal
  - O filtro terá $k \times k \times p$, onde p é a quantidade de canais de entrada

Convolução

Volume de entrada 6 x 6 x 3 (RGB) + zero padding

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

Filtro W (3 x 3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

1	0	1
-1	1	0
0	0	-0.5

1	0	1
1	0.5	-1
0	1	0

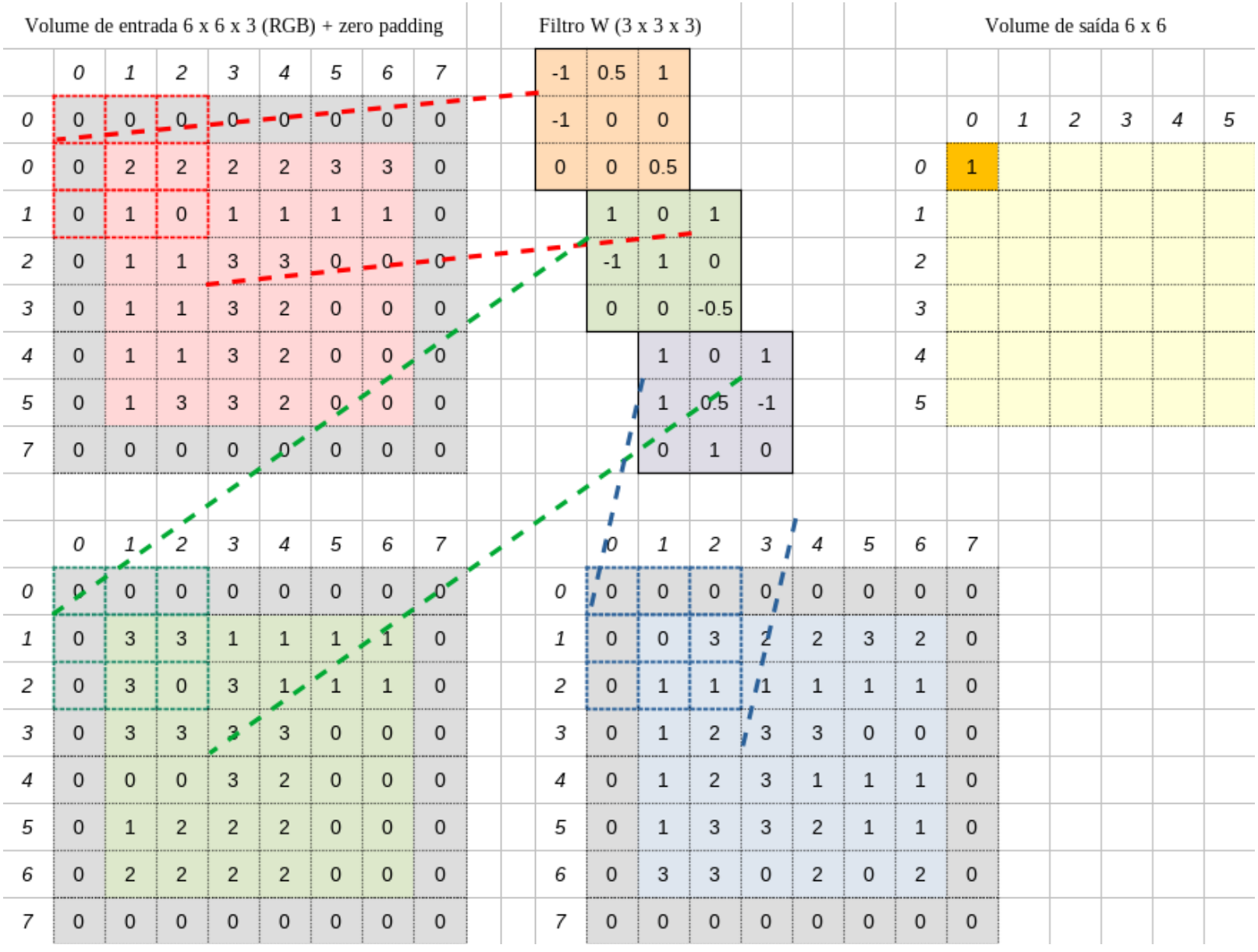
Volume de saída 6 x 6

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

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

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

Convolução


Volume de entrada 6 x 6 x 3 (RGB) + zero padding
Filtro W (3 x 3 x 3)
Volume de saída 6 x 6

Convolução

Volume de entrada 6 x 6 x 3 (RGB) + zero padding

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

Filtro W (3 x 3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

1	0	1
-1	1	0
0	0	-0.5

1	0	1
1	0.5	-1
0	1	0

Volume de saída 6 x 6

	0	1	2	3	4	5
0	1	-2.5				
1						
2						
3						
4						
5						

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

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

Convolução

Volume de entrada 6 x 6 x 3 (RGB) + zero padding

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

Filtro W (3 x 3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

1	0	1
-1	1	0
0	0	-0.5

1	0	1
1	0.5	-1
0	1	0

Volume de saída 6 x 6

	0	1	2	3	4	5
0	1	-2.5	-1	-1	0.5	2
1	11.5	5.5	16.5	9.5	8	3
2	4.5	8	7	9	2.5	2.5
3	5.5	14	22	5	0.5	2.5
4	5.5	12.5	9	7	-0.5	4.5
5	4	11	6	7	-0.5	4.5

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

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

Camada convolucional

Entrada ($m \times n \times p$)  e.g. $32 \times 32 \times 3$

Filtro (kernel ou neurônio convolutional) w com tamanho $k \times k \times p$, e.g. $5 \times 5 \times 3$

- Cada neurônio realiza a convolução da entrada e gera um volume (matriz/tensor) de saída

Centrado em um pixel específico, temos, matematicamente

$$\mathbf{w}^t\mathbf{x} + b$$

- sim, há a soma de **bias** para além dos pesos da convolução.

Camada convolucional

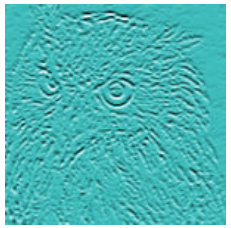
- Mapas de ativação (ou características) são obtidos após convolução e função de ativação (e.g. ReLU);
- Empilhados formam um tensor que será a entrada da próxima camada.

$(32 \times 32 \times 3)$

camada convolucional

10 filtros $5 \times 5 \times 3$

$\rightarrow$



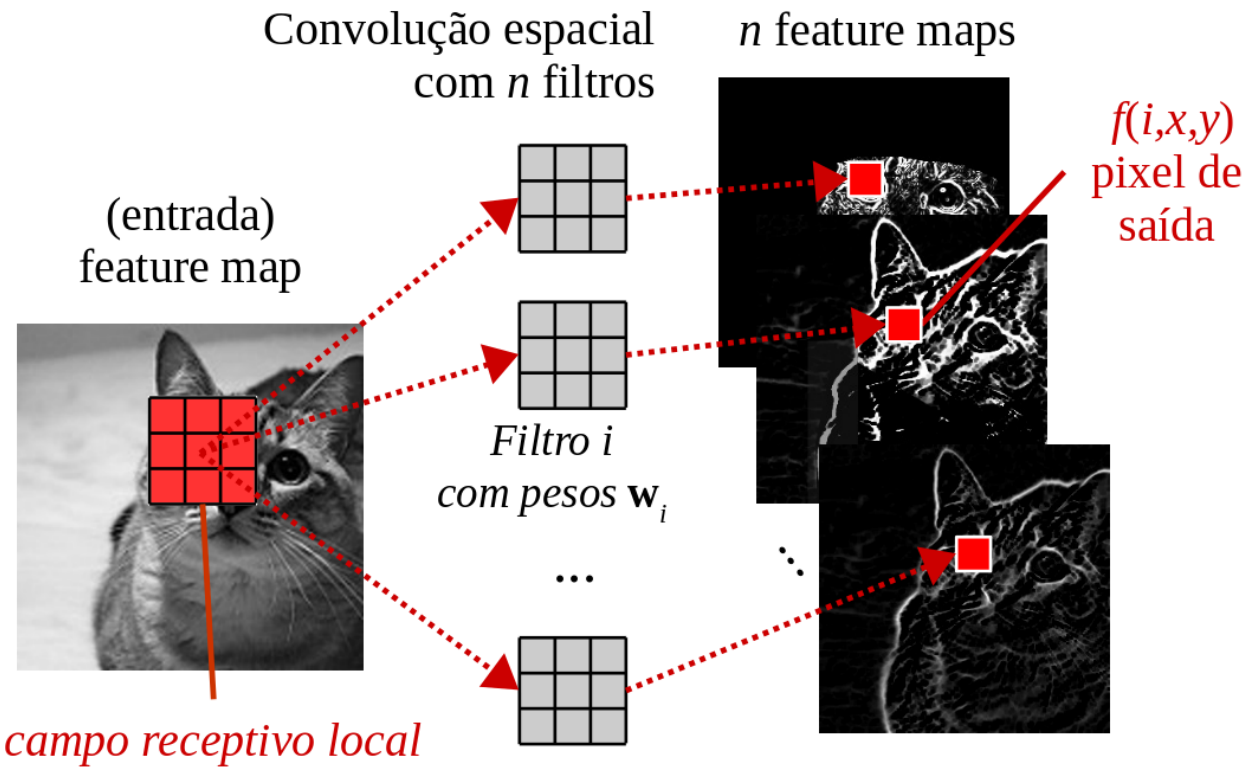
01

02

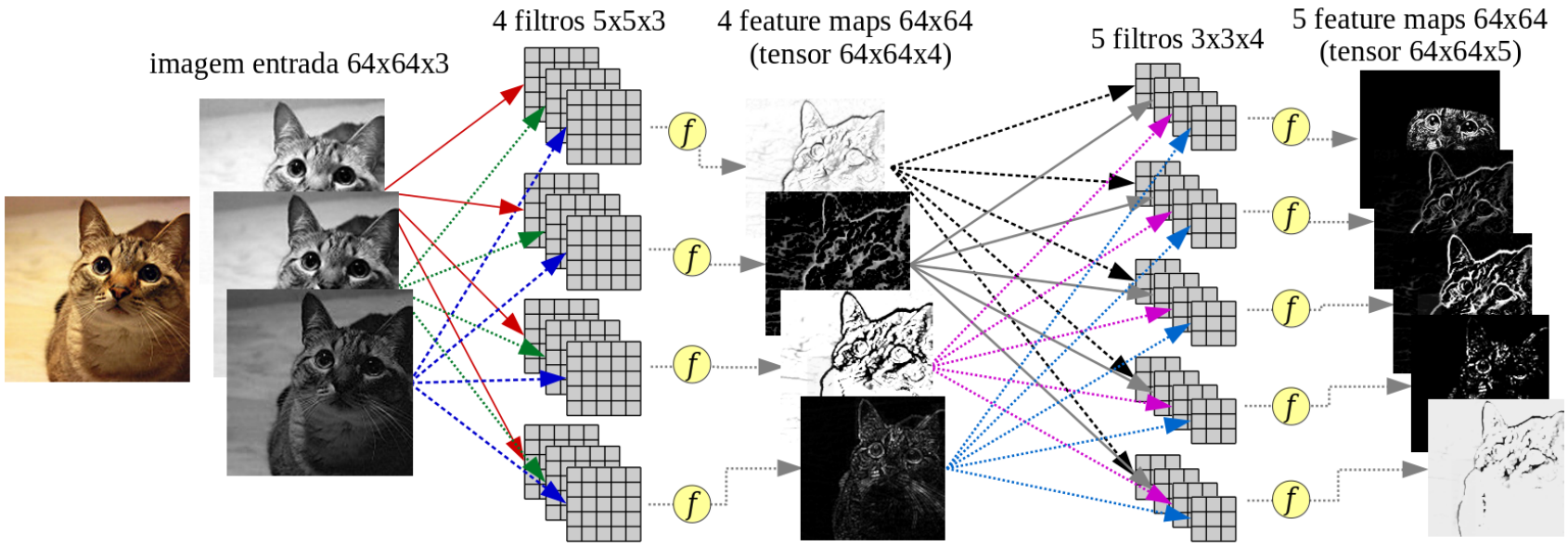
...

10

Camada convolucional: campo receptivo local



Camada convolucional: feature maps



Camada convolucional: entrada, filtro, passo

A camada convolucional tem que levar em conta:

- tamanho da entrada (largura, altura, profundidade)
- tamanho do filtro
  - a profundidade deve ser igual à da entrada
  - altura e largura afetam o *campo receptivo local*
- stride (passo)
  - 1 : todos os pixels são filtrados pelo neurônio
  - > 1 : salta um número de pixels em determinada direção, a cada convolução.
    - nesse caso o volume de saída tem tamanho reduzido, ex. com passo 2

Convolução com stride > 1

Entrada 6 x 6 x 3 (RGB) + zero padding + **stride** (2,2)

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

Filtro W (3 x 3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

1	0	1
-1	1	0
0	0	-0.5

1	0	1
1	0.5	-1
0	1	0

Volume de saída 3 x 3

	0	1	2
0			
1			
2			

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

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

Convolução com stride > 1

Entrada 6 x 6 x 3 (RGB) + zero padding + **stride** (2,2)

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

Filtro W (3 x 3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

1	0	1
-1	1	0
0	0	-0.5

1	0	1
1	0.5	-1
0	1	0

Bias

0.5

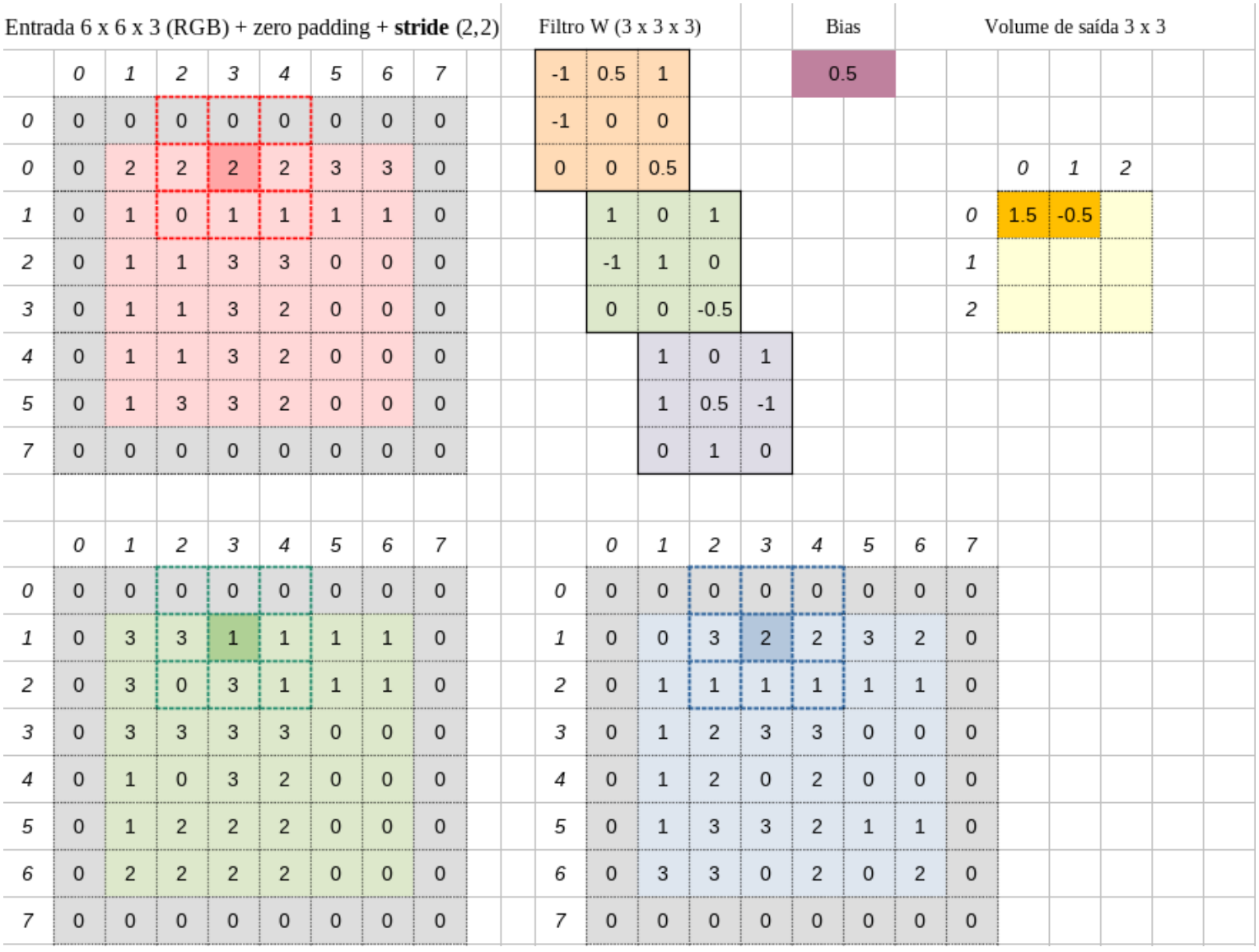
Volume de saída 3 x 3

	0	1	2
0	1.5		
1			
2			

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

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

Convolução com stride > 1



Convolução com stride > 1

Entrada 6 x 6 x 3 (RGB) + zero padding + **stride** (2,2)

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

Filtro W (3 x 3 x 3)

-1	0.5	1
-1	0	0
0	0	0.5

1	0	1
-1	1	0
0	0	-0.5

1	0	1
1	0.5	-1
0	1	0

Bias

0.5

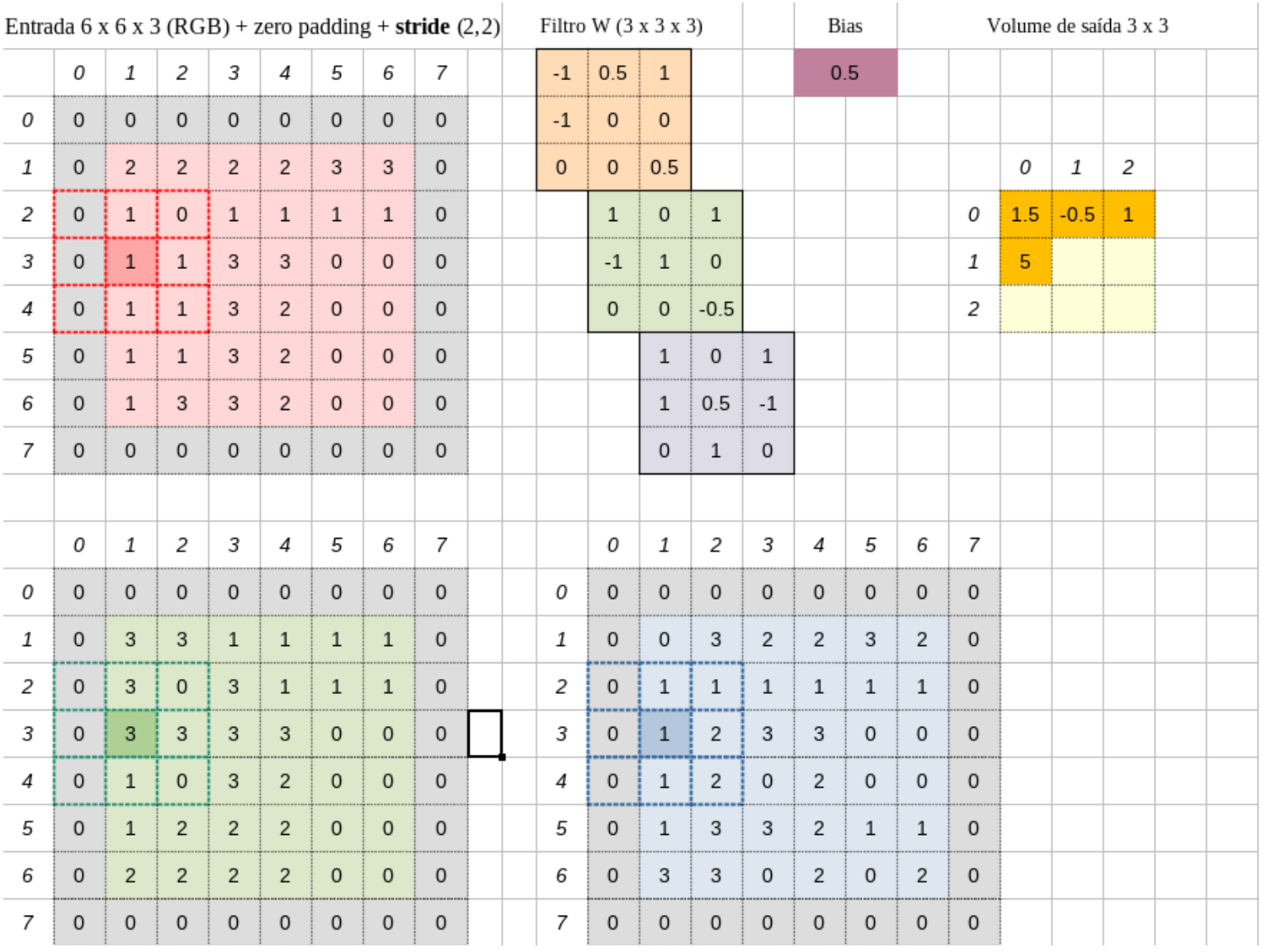
Volume de saída 3 x 3

	0	1	2
0	1.5	-0.5	1
1			
2			

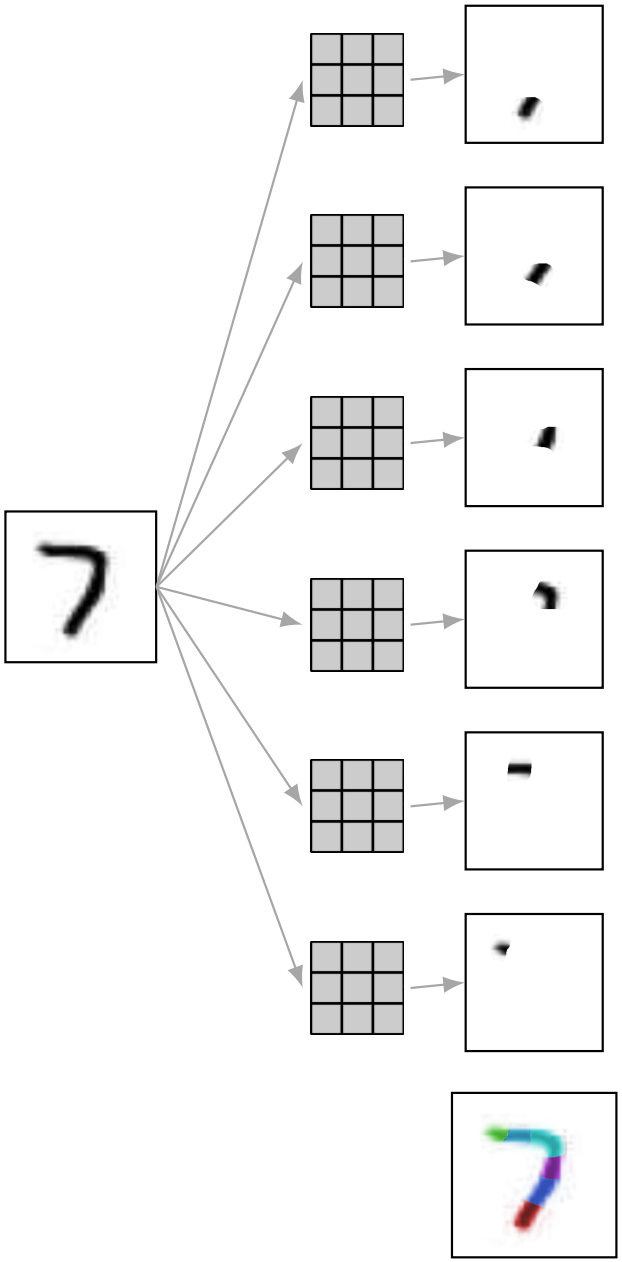
	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	3	3	1	1	1	1	0
2	0	3	0	3	1	1	1	0
3	0	3	3	3	3	0	0	0
4	0	1	0	3	2	0	0	0
5	0	1	2	2	2	0	0	0
6	0	2	2	2	2	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

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

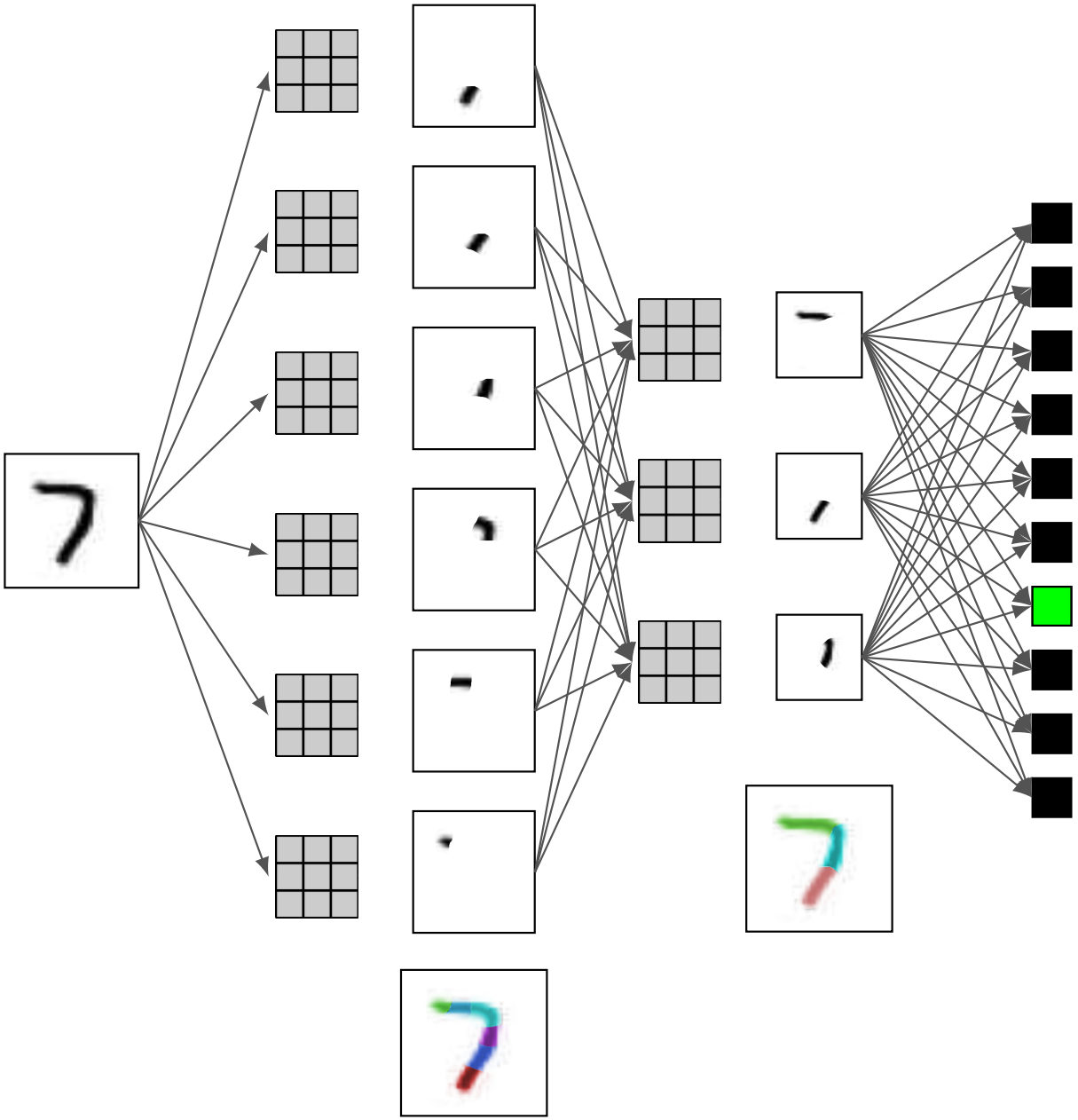
Convolução com stride > 1



Classificação de dígitos com conv.layers



Classificação de dígitos com conv.layers



Número de parâmetros em CNNs

$[(k \times k \times p) + 1] \times d$:

- pesos dos filtros: $k \times k \times p$, *p é dado pela profundidade da entrada*
- número de filtros/neurônios: d *(cada um gera um mapa de ativação)*
- $+1$ é o termo bias de cada filtro

Ex: entrada $32 \times 32 \times 3$ e 3 camadas:

- Conv.Layer 1: $k = 5$, $d = 8$
- Conv.Layer 2: $k = 3$, $d = 16$
- Conv.Layer 3: $k = 1$, $d = 32$
- # parametros Conv.layer 1: $[(5 \times 5 \times 3) + 1] \times 8 = 608$
- # parameters Conv.layer 2: $[(3 \times 3 \times 8) + 1] \times 16 = 1168$
- # parameters Conv.layer 3: $[(1 \times 1 \times 16) + 1] \times 32 = 544$

Subamostragem: Pooling layer

Opera sobre cada mapa de ativação, reduzindo a dimensão lateral

- max pooling: aplica a operação de máximo local
- average pooling: aplica operação de média local

Ex.: max pooling com tamanho de pool 2 e passo 2.

Usar camadas convolucionais com passo/stride > 1 pode substituir pooling

Pooling layer

Reduzir o tamanho da entrada permite que o filtro opere em regiões maiores da imagem.

Empilhamento de camadas convolucionais aumenta o campo receptivo local não necessitando manter a resolução de entrada

(uso de filtro de mesmo tamanho em imagens progressivamente menores)

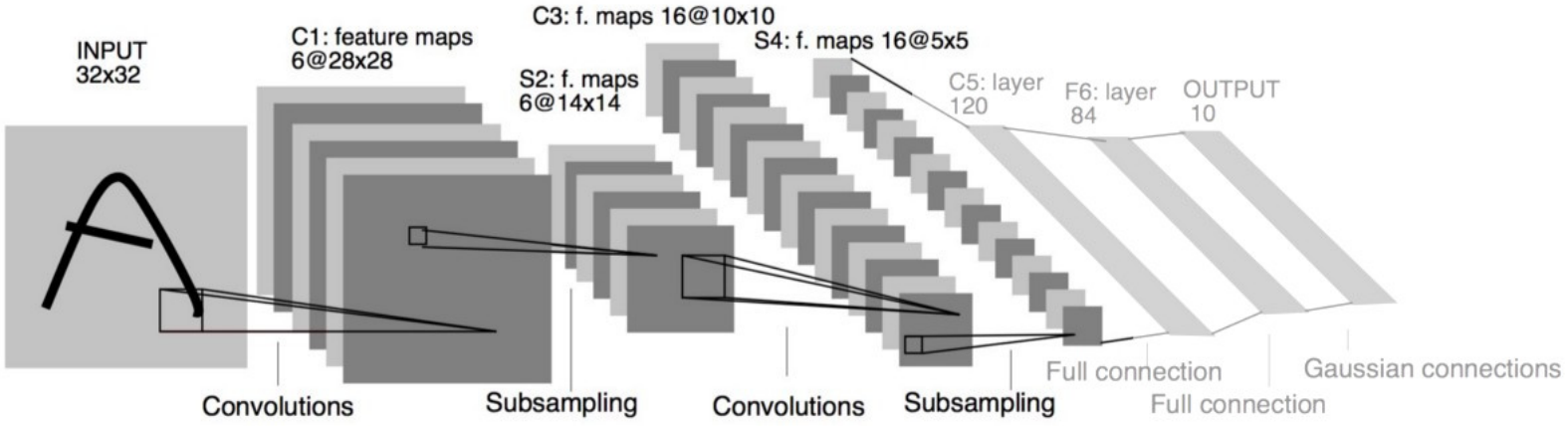
Global pooling

Obtém um valor por canal, como se o tamanho de pool fosse igual às dimensões laterais

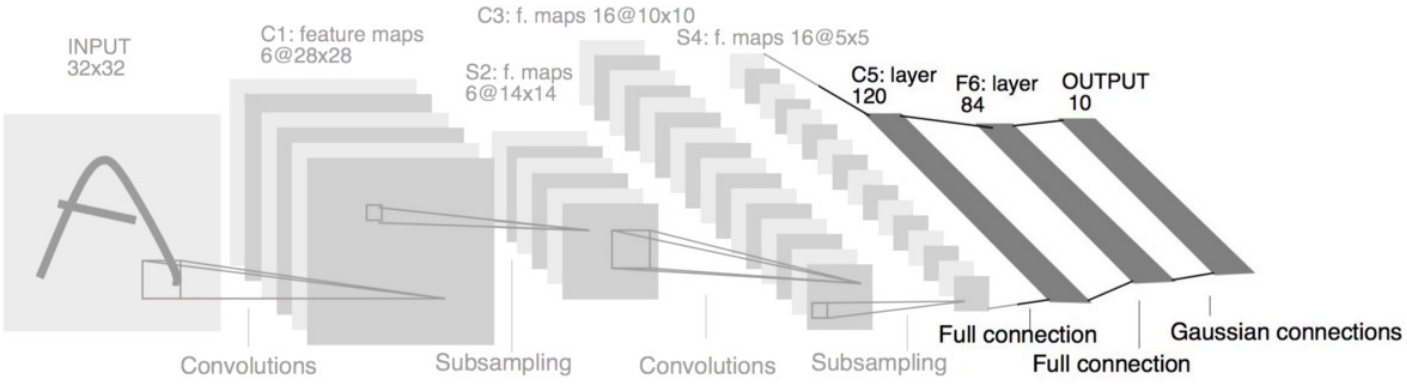
Ex. numa entrada com $40 \times 40 \times 100$, a saída será 100 dimensões.

Voltando à arquitetura: camadas convolucionais

– Extraem características espaciais



Camadas densas e saída



Dense/fully connected (FC) layer:

- similar à de uma MLP
- pode ser vista como uma **projeção** dos dados em uma dimensionalidade arbitrária

Saída: comumente densa (ex: classificação e regressão)

- pode ser vista como um vetor de distribuição de probabilidades
- não é densa em redes completamente convolucionais (Fully Convolutional Networks)

Bibliography I

Moacir A. Ponti, Gabriel Paranhos da Costa. **Como funciona o Deep Learning**
SBC, 2017. Book chapter.
https://arxiv.org/abs/1806.07908

Moacir A. Ponti, Leo Ribeiro, Tiago Nazaré, Tu Bui, John Collomosse. **Everything You Wanted to Know About Deep Learning for Computer Vision but were Afraid to Ask**.
SIBGRAPI-T, 2017. Tutorial.

Moacir A. Ponti, **Introduction to Deep Learning** (Code).
Github Repository:
https://github.com/maponti/deeplearning_intro_datascience
CNN notebook: https://colab.research.google.com/drive/1EnNjtzdw8ftIO7I9xCUhb-ovq1iNy4pf