

# Zpracování obrazu pomocí neuronových sítí

## Blok 2: Konvoluční neuronové sítě a jejich využití

Michal Vašínek

25.4.2025

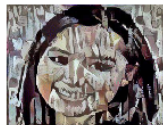
# Úlohy počítačového vidění

## KLASIFIKACE OBRÁZKŮ



KOŤÁTKO?

## PŘENOS STYLU



## DETEKCE OBJEKTŮ



# Učení na velkých obrázcích

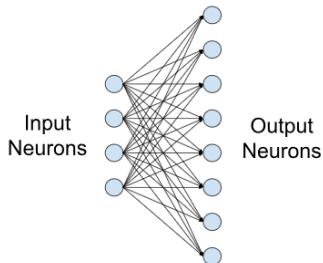


$64 \times 64 \times 3 = 12288$



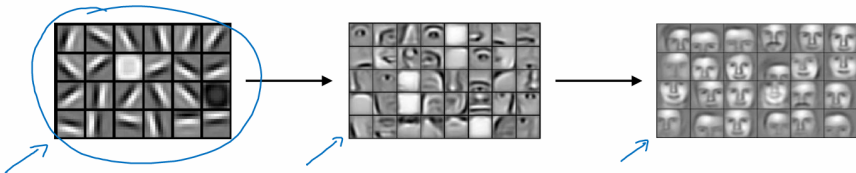
$1000 \times 1000 \times 3 = 3 \text{ miliony}$

vstup - 12 288 hodnot pixelů  
počet neuronů - 1000  
počet vah - 12 milionů



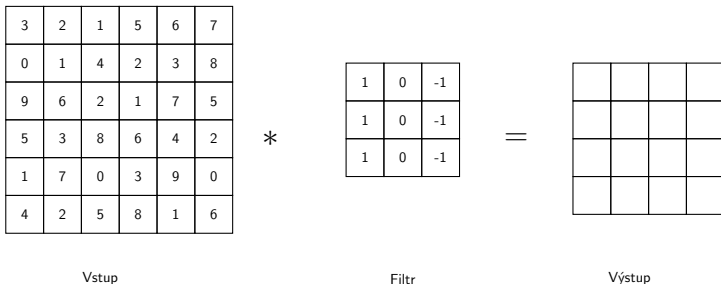
vstup - 3 miliony hodnot pixelů  
počet neuronů - 1000  
počet vah - 3 miliardy

- Základem je rozpoznávání malých vzorů
- Skládání vzorů do větších celků
- Využití hierarchické struktury neuronových sítí



# Konvoluce - detekce hran

- Konvoluce jako operace pro detekci vzorů
- Využití filtrů(kernel) pro extrakci rysů.



**Obrázek:** Konvoluce s 3x3 filtrem na 6x6 vstupní matici.

# Konvoluce - detekce hran

- Konvoluce jako operace pro detekci vzorů
- Využití filtrů(kernel) pro extrakci rysů.

$$3 * 1 + 9 * 1 - 1 * 1 - 1 * 4 - 1 * 2 = 5$$

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

\*

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

=

5			

Vstup

Filtr

Výstup

**Obrázek:** Konvoluce s 3x3 filtrem na 6x6 vstupní matici.

- Často se tato operace označuje jako Conv2D.

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

Vstup

\*

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

Filtr

=

5	1	-9	-12
0	1	0	-6
5	6	-10	3
-3	-5	-1	9

Výstup

**Obrázek:** Konvoluce s 3x3 filtrem na 6x6 vstupní matici.

# Konvoluce - detekce hran

## Google Colab - K vyzkoušení

10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0

\*

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

=

0	30	30	0
0	30	30	0
0	30	30	0
0	30	30	0

Vstup

Filtr

Výstup



\*





# Konvoluce - horizontální hrany

10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0



\*

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



=

0	30	30	0
0	30	30	0
0	30	30	0
0	30	30	0



0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10



\*

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



=

0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0
0	-30	-30	0



# Konvoluce - horizontální hrany

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

Vertical

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

Horizontal

10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
10	10	10	0	0	0
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10
0	0	0	10	10	10

\*

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

=

0	0	0	0
30	10	-10	-30
30	10	-10	-30
0	0	0	0



# Konvoluce - obecný princip učení

- Různé filtry detekují různé vzory.
- Konvoluční vrstvy se učí vhodné filtry pro detekci konkrétních vzorů.

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

$w_1$	$w_2$	$w_3$
$w_4$	$w_5$	$w_6$
$w_7$	$w_8$	$w_9$

- Viděli jsem, že pro vstupní obrázek o velikosti  $6 \times 6$  a filtr  $3 \times 3$  dostaneme výstup  $4 \times 4$ .
- Obecně pro obrázek s rozměrem  $n \times n$  a filtr  $k \times k$  dostaneme výstup  $(n - k + 1) \times (n - k + 1)$ .
- S každou konvolucí zmenšujeme rozměr obrázku.
- Okraje obrázku se účastní menšího počtu konvolucí a ztrácíme informaci z hran obrázku.

# Padding - typy

- Padding – přidání okrajů k obrázku.
- Většinou se používá padding = 1, tedy přidání jednoho pixelu okolo celého obrázku.
- Výstupní rozměr je pak stejný jako vstupní.

Padding: "valid"

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

1	2	1
2	1	2
1	1	2



55	52
57	50

Padding: "same"

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

1	2	1
2	1	2
1	1	2

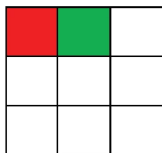
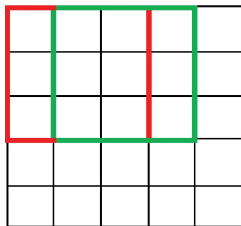


19	26	46	22
29	55	52	40
42	57	50	43
36	46	44	19

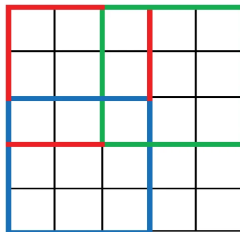
# Kroková konvoluce

- Kroková konvoluce – posun filtru o více než 1 pixel.
- Zmenšuje výstupní rozměr.
- Větší krok = menší výstupní rozměr.

KROK = 1

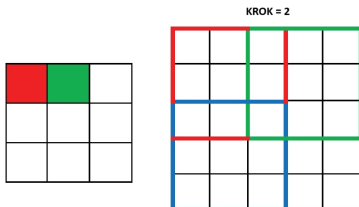
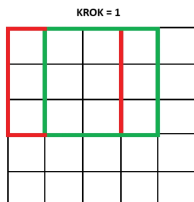


KROK = 2



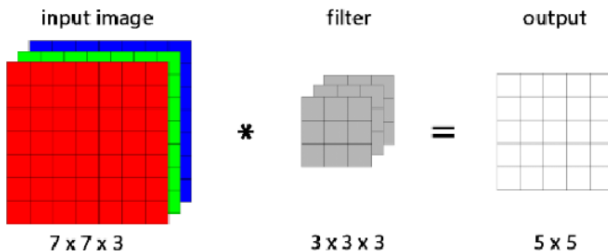
- Výsledný rozměr pro obrázek s rozměrem  $n \times n$ , filtr  $k \times k$  a krok  $s$  je:

$$\lfloor ((n - k + 1)/s) \rfloor \times \lfloor ((n - k + 1)/s) \rfloor$$



# Konvoluce přes více barevných kanálů

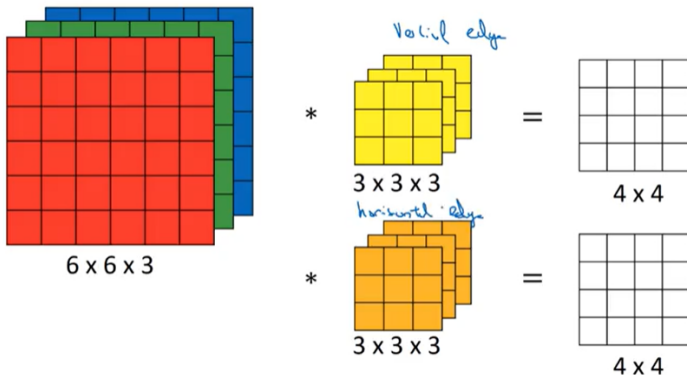
- Počet kanálů (barev) na vstupu určuje počet kanálů filtru.
- Např. pro RGB obrázek 3 kanály, filtr 3x3x3.
- Bereme hodnoty jako by se filtr choval jako krychle a bereme součet přes pozice a kanály, takže celkem sčítáme 27 hodnot.





# Více násobné filtry

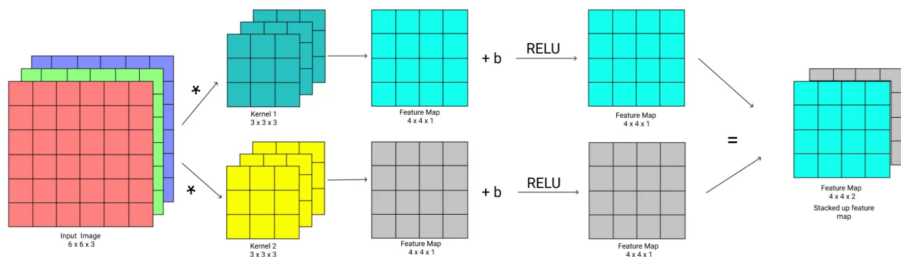
- Většinou se používá více filtrů, které detekují různé vzory.
- Např. pro RGB obrázek  $6 \times 6 \times 3$  kanály, filtr  $3 \times 3 \times 3$  a 16 filtrů.
- Výstupní rozměr bude  $4 \times 4 \times 16$ .



# Ukázka konvoluční vrstvy

- Ke každému prvku výstupní matice přičteme hodnotu biasu a následně na vstup aplikujeme aktivační funkci (obvykle ReLU).

*In each of the output feature maps, the same activation function is used.*



# Počet parametrů konvoluční vrstvy

- Počet parametrů konvoluční vrstvy je dán počtem filtrů, velikostí filtru a počtem kanálů.
- Pro  $n$  filtrů, velikost filtru  $k \times k$  a  $c$  kanálů je počet parametrů:

$$n \cdot (k^2 \cdot c + 1)$$

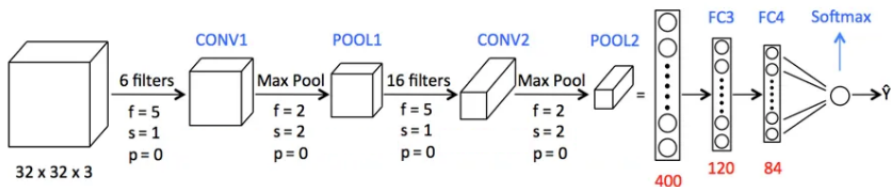
- Poslední člen je bias pro každý filtr.
- Pro filtr  $3 \times 3$  a 10 filtrů na RGB obrázku je počet parametrů:

$$10 \cdot (3^2 \cdot 3 + 1) = 10 \cdot (27 + 1) = 280$$

- Všimněme si je nezávislý na velikosti obrázku.

# Typy vrstev v konvolučních neuronových sítích

- Konvoluční vrstvy (Conv2D)
- Pooling vrstvy (MaxPooling, AveragePooling)
- Dense vrstvy (plně propojené)



- Pooling vrstvy zmenšují rozměr výstupu konvoluční vrstvy.
- Většinou se používá MaxPooling, který bere maximum z oblasti.
- AveragePooling bere průměr z oblasti.
- Pooling vrstvy snižují počet parametrů a zvyšují robustnost vůči šumu.
- Nemají žádné parametry, pouze velikost okna a krok.

# Pooling - ukázka

Max Pooling

29	15	28	184
0	100	70	38
12	12	7	2
12	12	45	6

2 x 2  
pool size

100	184
12	45

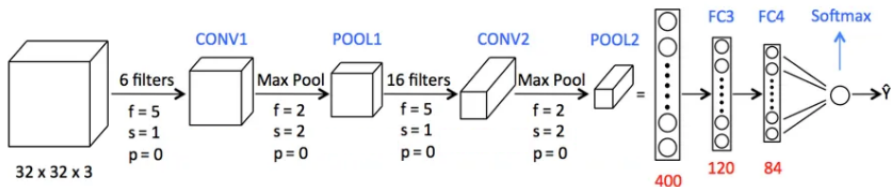
Average Pooling

31	15	28	184
0	100	70	38
12	12	7	2
12	12	45	6

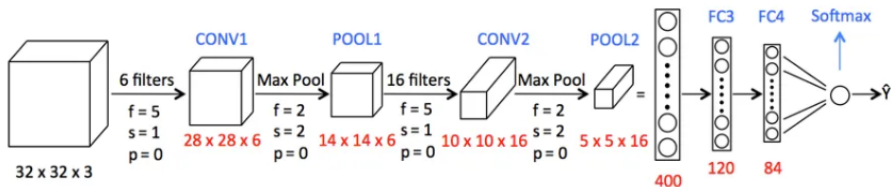
2 x 2  
pool size

36	80
12	15

- Jaké budou rozměry jednotlivých vrstev po aplikování konvoluční vrstvy a pooling vrstvy?

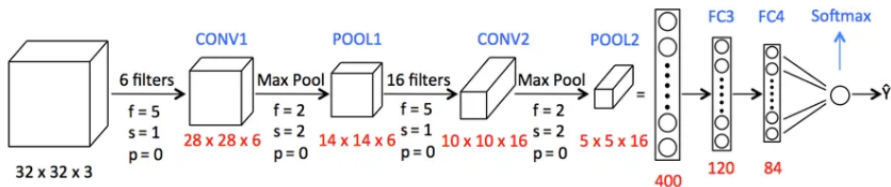


- Jaké budou rozměry jednotlivých vrstev po aplikování konvoluční vrstvy a pooling vrstvy?





- Jedna z prvních konvolučních neuronových sítí
- Používá se pro rozpoznávání číslic na obrázcích
- Obsahuje 2 konvoluční vrstvy, 2 pooling vrstvy a 2 plně propojené vrstvy
- Využívá ReLU jako aktivační funkci.
- Autorem je Yann LeCun (v současnosti Meta Chief AI Researcher)

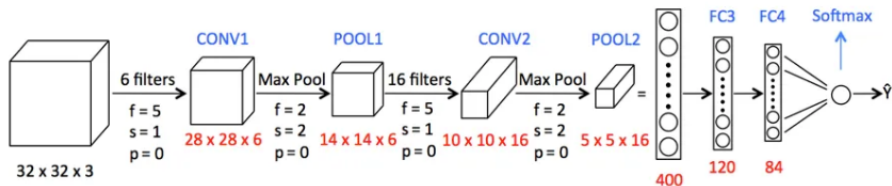


- Sdílení parametrů - filtr se aplikuje na celou plochu obrázku a může být užitečný na různých místech.
- Menší počet parametrů - oproti plně propojeným vrstvám.
  - Např. pro obrázek  $32 \times 32 \times 3$  a 6 filtrů  $5 \times 5$  je počet parametrů: 156, výsledný rozměr obrázku by byl  $28 \times 28 \times 6$ .
  - Pokud bychom stejného chování chtěli docílit plně propojenou vrstvou, potřebovali bychom  $32 \times 32 \times 3 \times 28 \times 28 \times 6 = 14,5$  milionů parametrů.

# Neuronová síť?

- Využijeme gradientní sestup pro aktualizaci váhy filtrů.
- Optimalizujeme ztrátovou funkci:

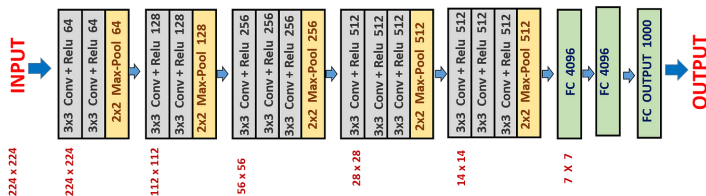
$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{y}_i)$$



# Architektura CNN

- Typická struktura: Conv → ReLU → Pool opakovaně
- Nakonec fully-connected vrstvy (dense)
- Příklady známých architektur: LeNet, VGG, ResNet

## VGG-16



- Klasifikace mikroskopických snímků (např. zdravá vs. nemocná buňka)
- Detekce a počítání buněk nebo kolonií
- Automatická anotace biologických vzorků
- Příklady: DeepCell, CellPose, Bioimage.io

- Modifikujte příklad na Colabu, tak aby odpovídal modelu Lecun-5.

- Co je CNN a jak funguje
- Jak ji využít v biologických datech
- Praktická ukázka tréninku modelu