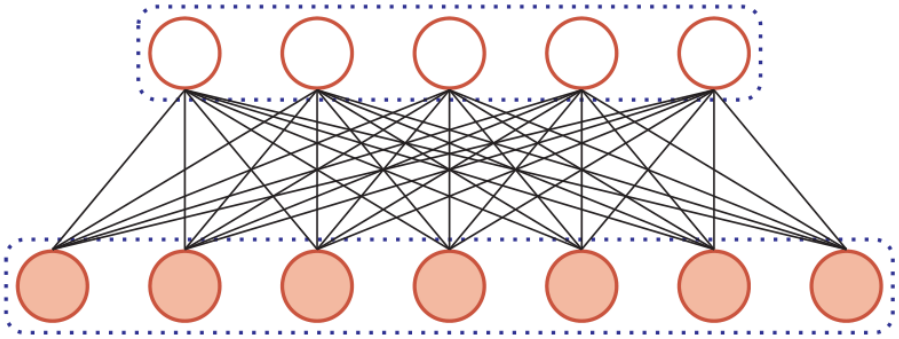
第 9 章　卷积神经网络

全连接前馈神经网络

- 权重矩阵的参数非常多



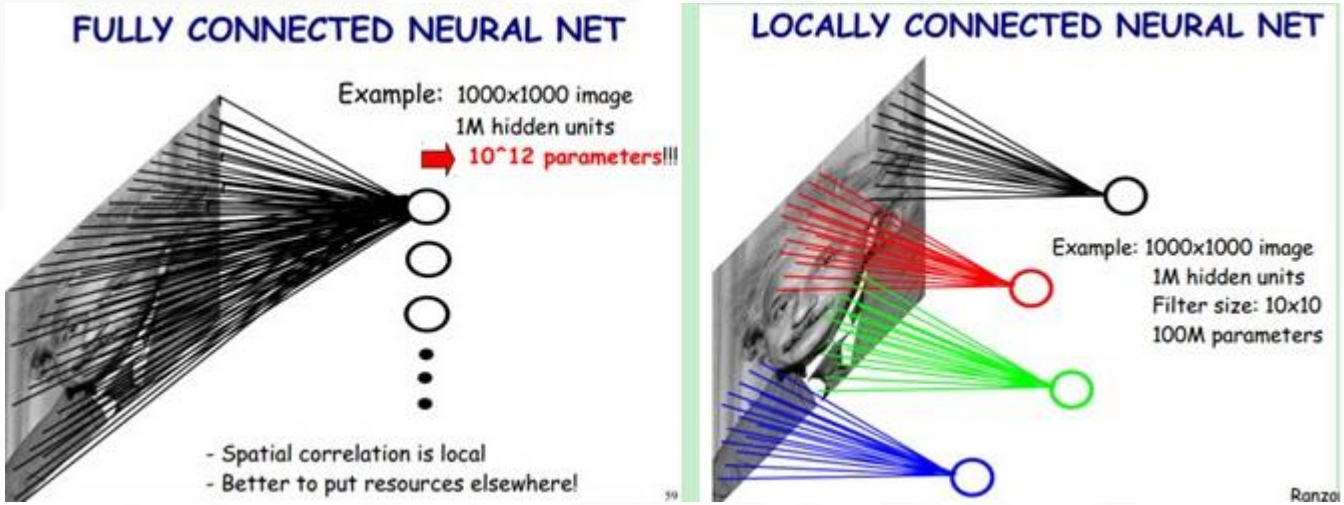
- 局部不变性特征
  - 自然图像中的物体都具有局部不变性特征，比如尺度缩放、平移、旋转等操作不影响其语义信息。
  - 而全连接前馈网络很难提取这些局部不变特征。

卷积神经网络

- 卷积神经网络（Convolutional Neural Networks，CNN）是一种前馈神经网络。
  - 卷积神经网络是受生物学上感受野（Receptive Field）的机制而提出的。
  - 在视觉神经系统中，一个神经元的感受野是指视网膜上的特定区域，只有这个区域内的刺激才能够激活该神经元。
- 卷积神经网络有三个结构上的特性：
  - 局部连接
  - 权重共享
  - 空间或时间上的次采样

局部感受野

- 每个神经元只需要对局部进行感知，然后在更高层将局部的信息综合起来就得到了全局的信息。



- 假如每个神经元只和10×10个像素值相连，那么权值数据为1000000×100个参数，减少为原来的万分之一。

权值共享

- 图像的某一部分的统计特性与其他部分是一样的。这也意味着我们在某一部分的学习特征也能用在另一部分上。
- 图像上的所有位置，使用同样的特征提取方式。
- 如果这1000000个神经元的100个参数都是相等的，那么参数数目就变为100了。

卷积

- 卷积经常用在信号处理中，用于计算信号的延迟累积。
- 假设一个信号发生器每个时刻t产生一个信号x_t，其信息的衰减率为w_k，即在k−1个时间步长后，信息为原来的w_k倍
  - 假设$w_1 = 1, w_2 = 1/2, w_3 = 1/4$
- 时刻t收到的信号y_t为当前时刻产生的信息和以前时刻延迟信息的叠加

$$
\begin{aligned}
y_t &= 1 \times x_t + 1/2 \times x_{t-1} + 1/4 \times x_{t-2} \\
&= w_1 \times x_t + w_2 \times x_{t-1} + w_3 \times x_{t-2} \\
&= \sum_{k=1}^{3} w_k \cdot x_{t-k+1}.
\end{aligned}
$$

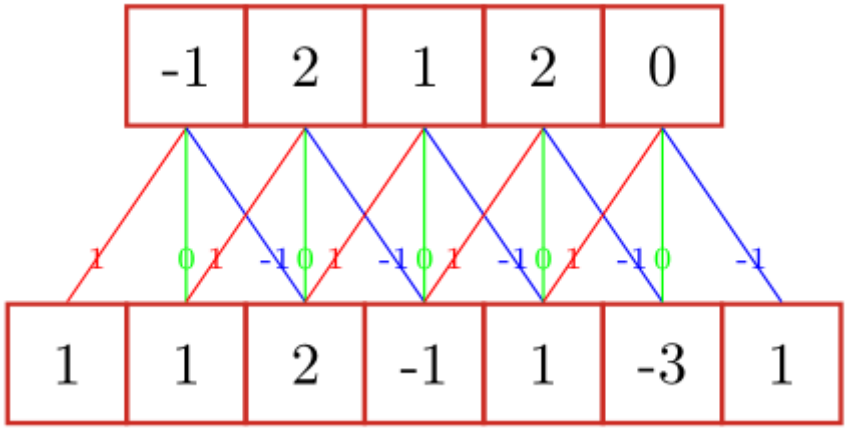
滤波器（filter）或卷积核（convolution kernel）

卷积

- 给定一个输入信号序列x和滤波器f,卷积的输出为:

$$y_t = \sum_{k=1}^{m} w_k x_{t-k+1}$$

Filter: [-1,0,1]

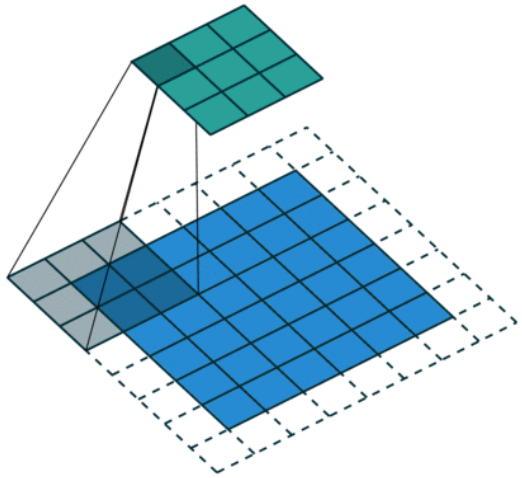


两维卷积

- 在图像处理中，图像是以二维矩阵的形式输入到神经网络中，因此我们需要二维卷积。

$$\mathbf{y} = \mathbf{w} \otimes \mathbf{x},$$

$$y_{ij} = \sum_{u=1}^{m} \sum_{v=1}^{n} w_{uv} \cdot x_{i-u+1,j-v+1}.$$



1	1	1 ×−1	1 ×0	1 ×0
-1	0	-3 ×0	0 ×0	1 ×0
2	1	1 ×0	-1 ×0	0 ×1
0	-1	1	2	1
1	2	1	1	1

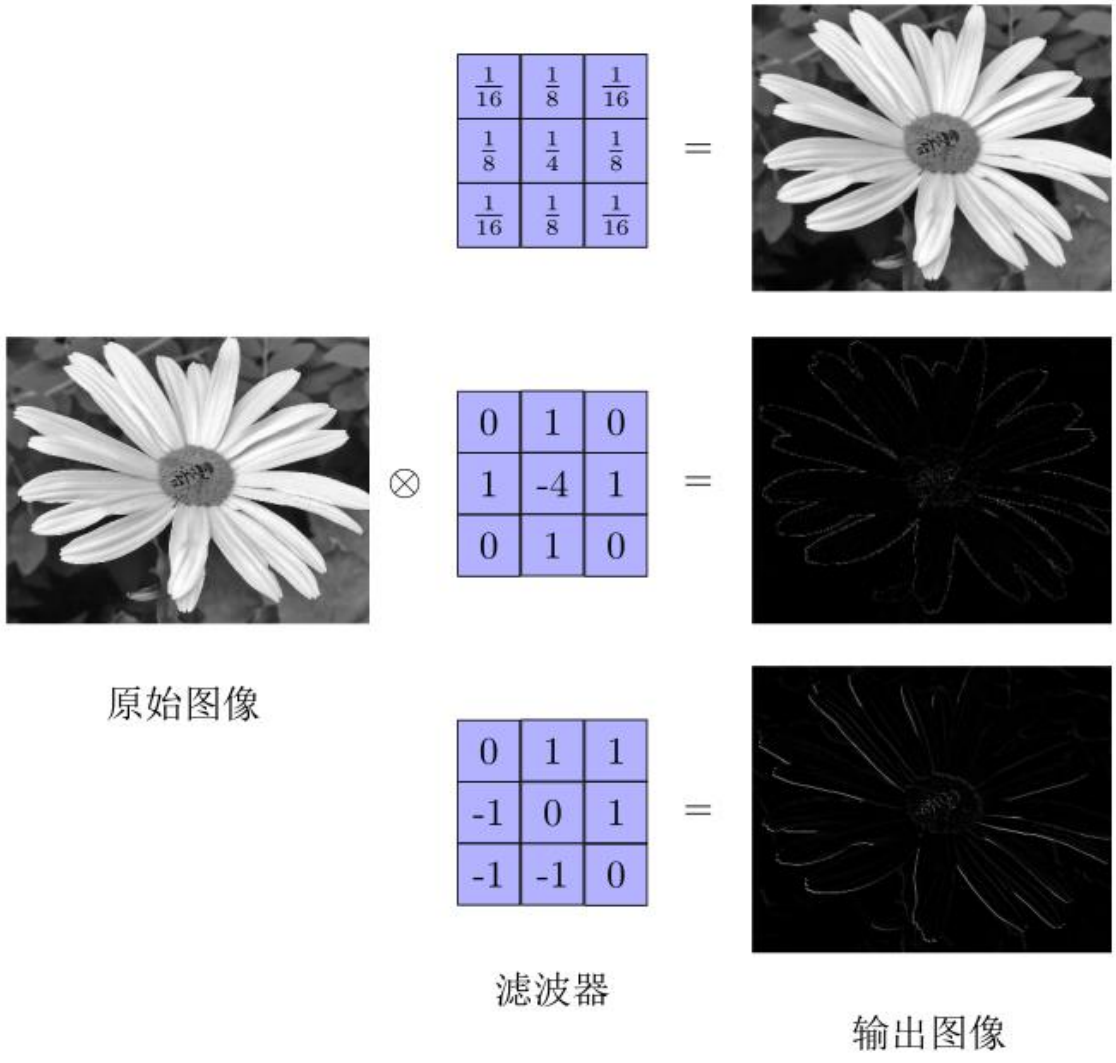
$\otimes$

1	0	0
0	0	0
0	0	-1

$=$

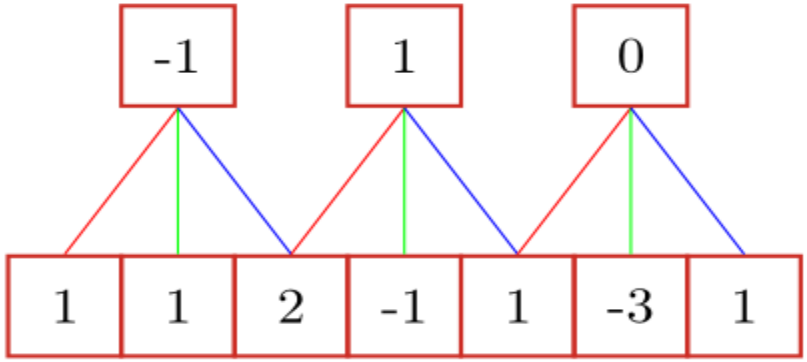
0	-2	-1
2	2	4
-1	0	0

两维卷积示例

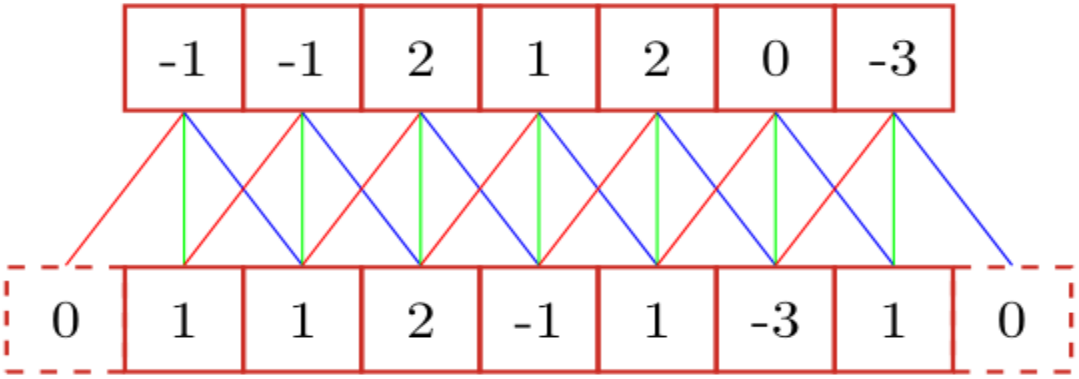

$\frac{1}{16}$ $\frac{1}{8}$ $\frac{1}{16}$
$\frac{1}{8}$ $\frac{1}{4}$ $\frac{1}{8}$
$\frac{1}{16}$ $\frac{1}{8}$ $\frac{1}{16}$
=
⊗
0 1 0
1 -4 1
0 1 0
=
原始图像
0 1 1
-1 0 1
-1 -1 0
=
滤波器
输出图像

卷积扩展

- 引入滤波器的滑动步长s和零填充p



(a) 步长 $s = 2$



(b) 零填充 $p = 1$

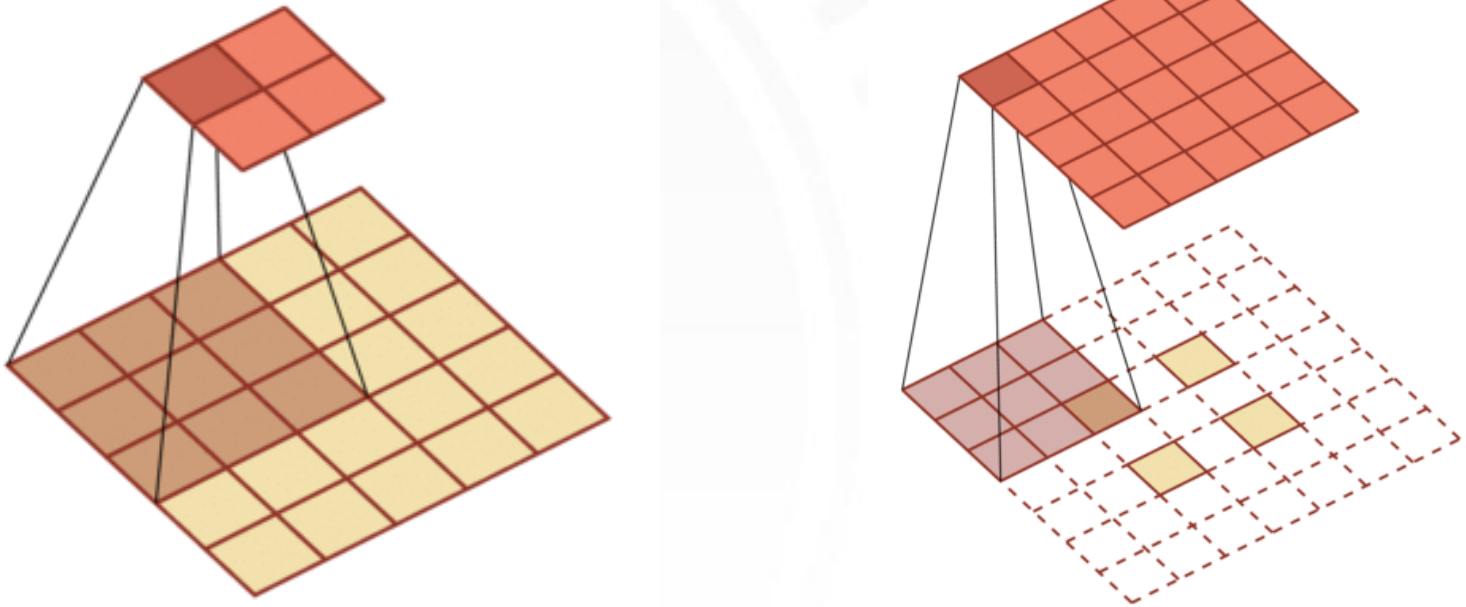
卷积类型

- 卷积的结果按输出长度不同可以分为三类：
  - 窄卷积：步长$s=1$，两端不补零$p=0$，卷积后输出长度为$n-m+1$。
  - 宽卷积：步长$s=1$，两端补零$p=m-1$，卷积后输出长度$n+m-1$。
  - 等宽卷积：步长$s=1$，两端补零$p=(m-1)/2$，卷积后输出长度n。

- 在早期的文献中，卷积一般默认为窄卷积。
- 而目前的文献中，卷积一般默认为等宽卷积。

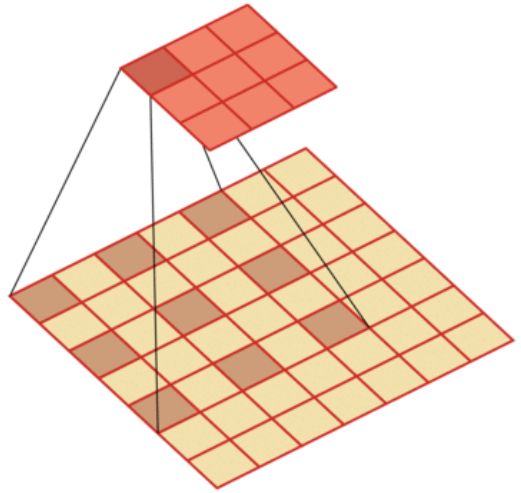
转置卷积/微步卷积

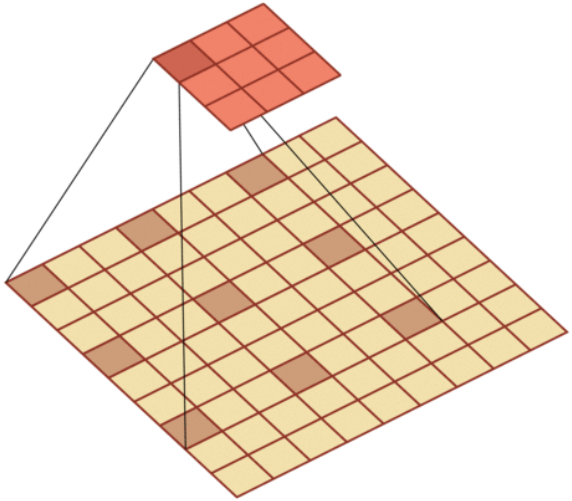
- 低维特征映射到高维特征



空洞卷积

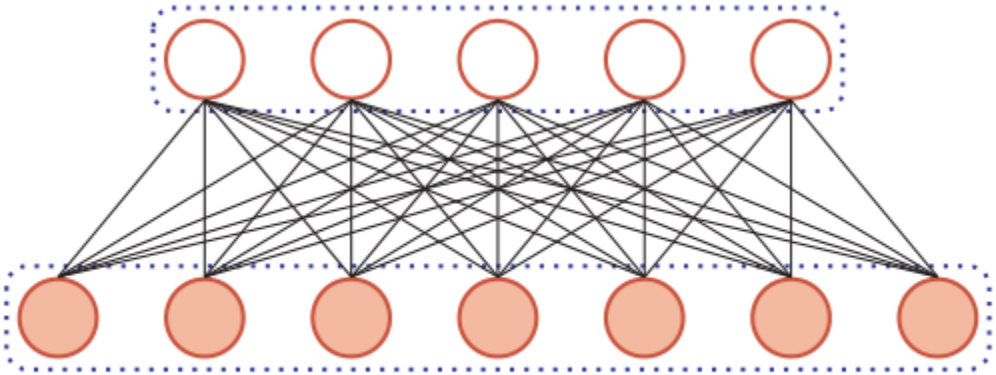
- 如何增加输出单元的感受野
  - 增加卷积核的大小
  - 增加层数来实现
  - 在卷积之前进行汇聚操作
- 空洞卷积
  - 通过给卷积核插入“空洞”来变相地增加其大小。



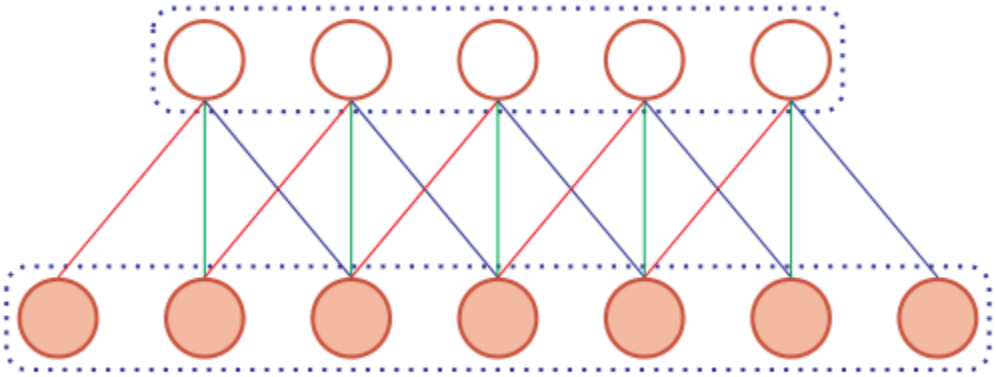


卷积神经网络

- 用卷积层代替全连接层



(a) 全连接层



(b) 卷积层

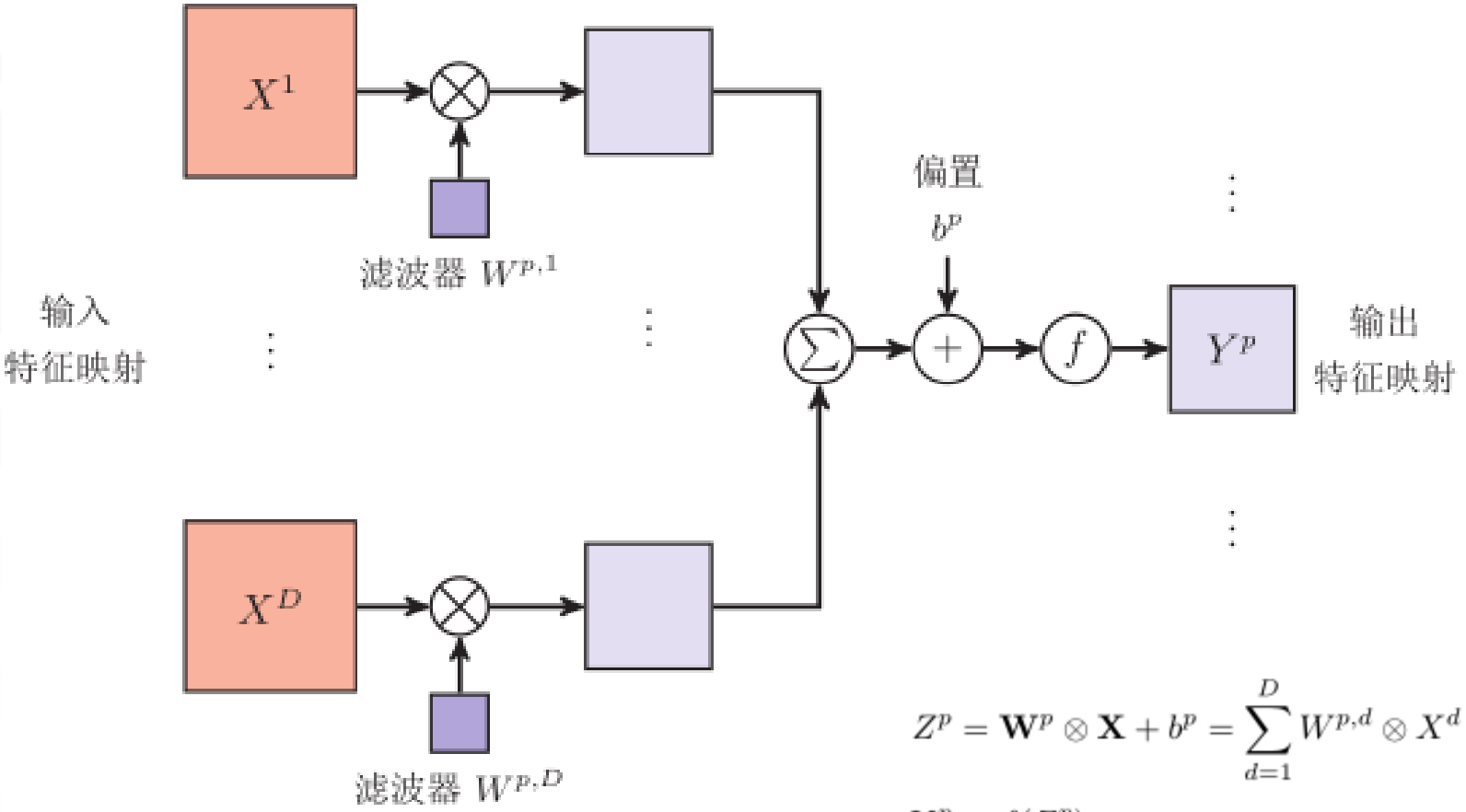
卷积层

- 输入：D个特征映射 $M \times N \times D$
- 输出：P个特征映射 $M' \times N' \times P$

- 特征映射（Feature Map）：一幅图像经过卷积后得到的特征。
  - 卷积核看成一个特征提取器

- 典型的卷积层可以表示成3维结构

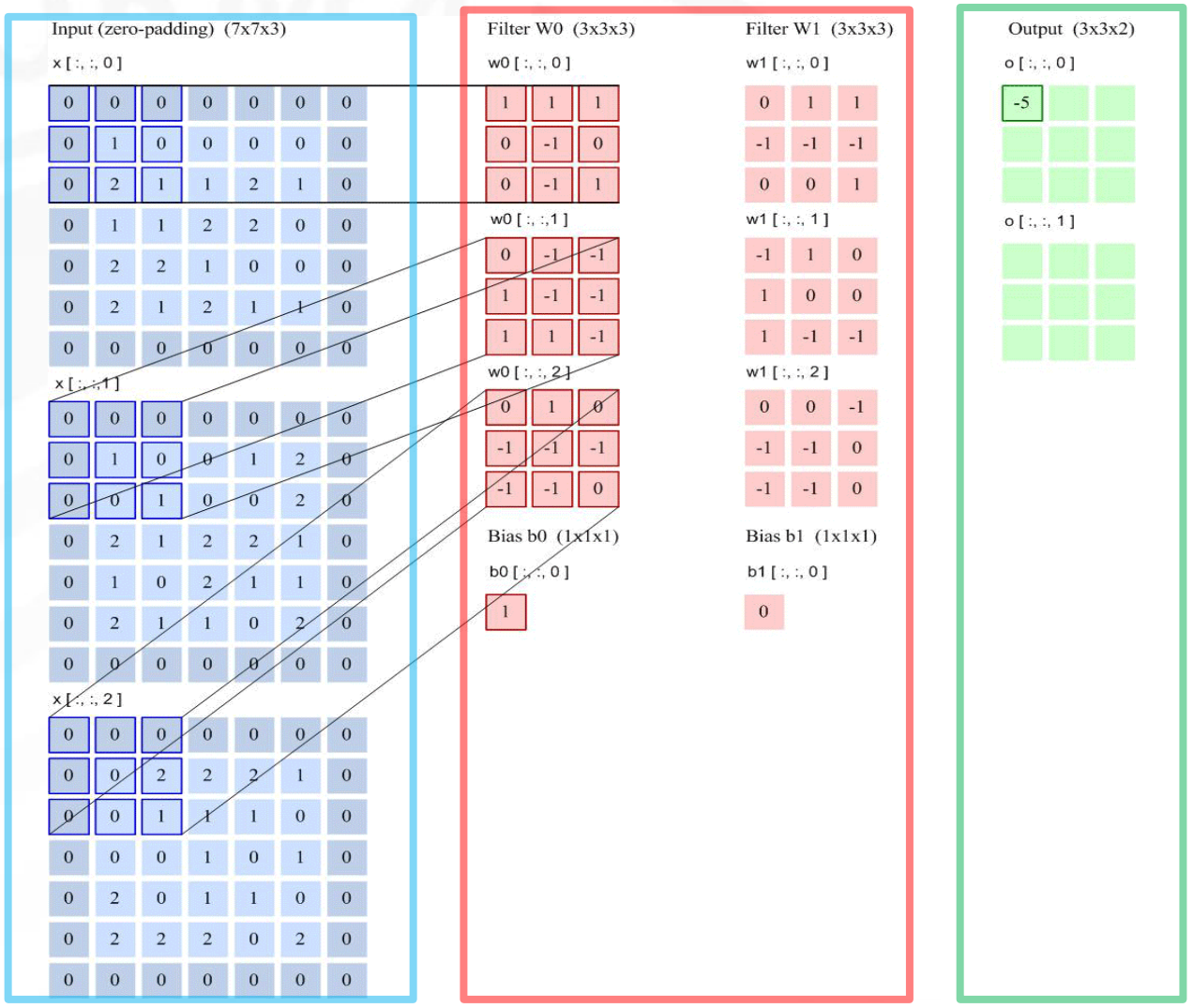
卷积层的映射关系



$$Z^p = \mathbf{W}^p \otimes \mathbf{X} + b^p = \sum_{d=1}^{D} W^{p,d} \otimes X^d + b^p,$$

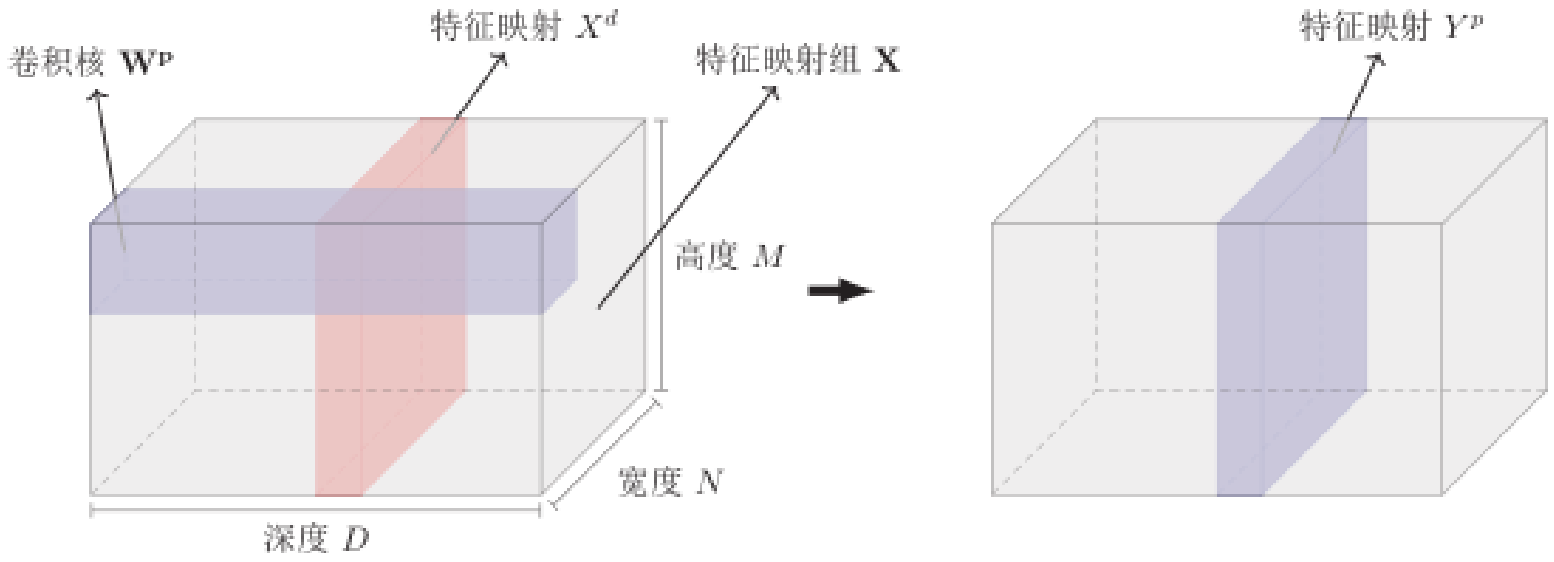
$$Y^p = f(Z^p).$$

步长2 filter个数3 3*3 填充



卷积层

- 典型的卷积层为3维结构

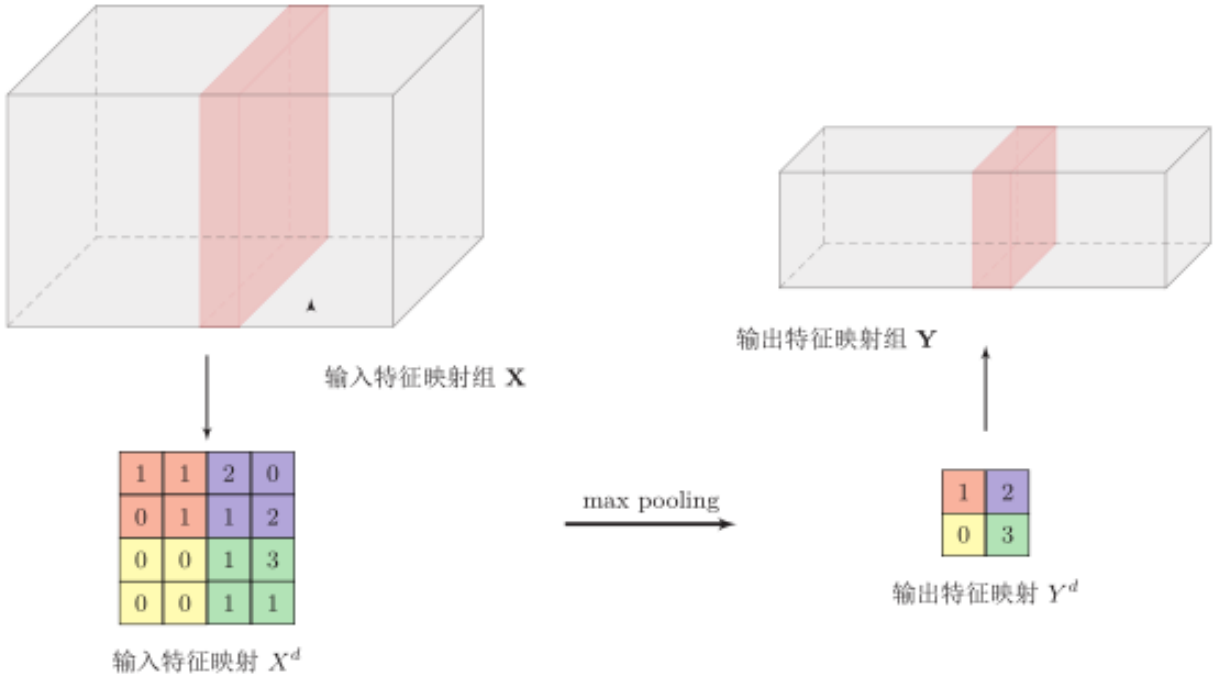


$$Z^p = \mathbf{W}^p \otimes \mathbf{X} + b^p = \sum_{d=1}^{D} W^{p,d} \otimes X^d + b^p,$$

$$Y^p = f(Z^p).$$

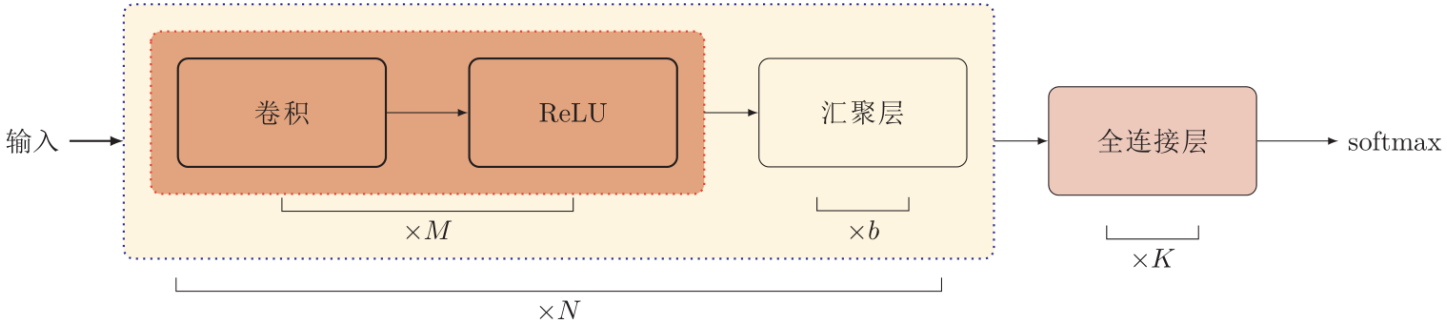
汇聚层（池化）

- 卷积层虽然可以显著减少连接的个数，但是每一个特征映射的神经元个数并没有显著减少。



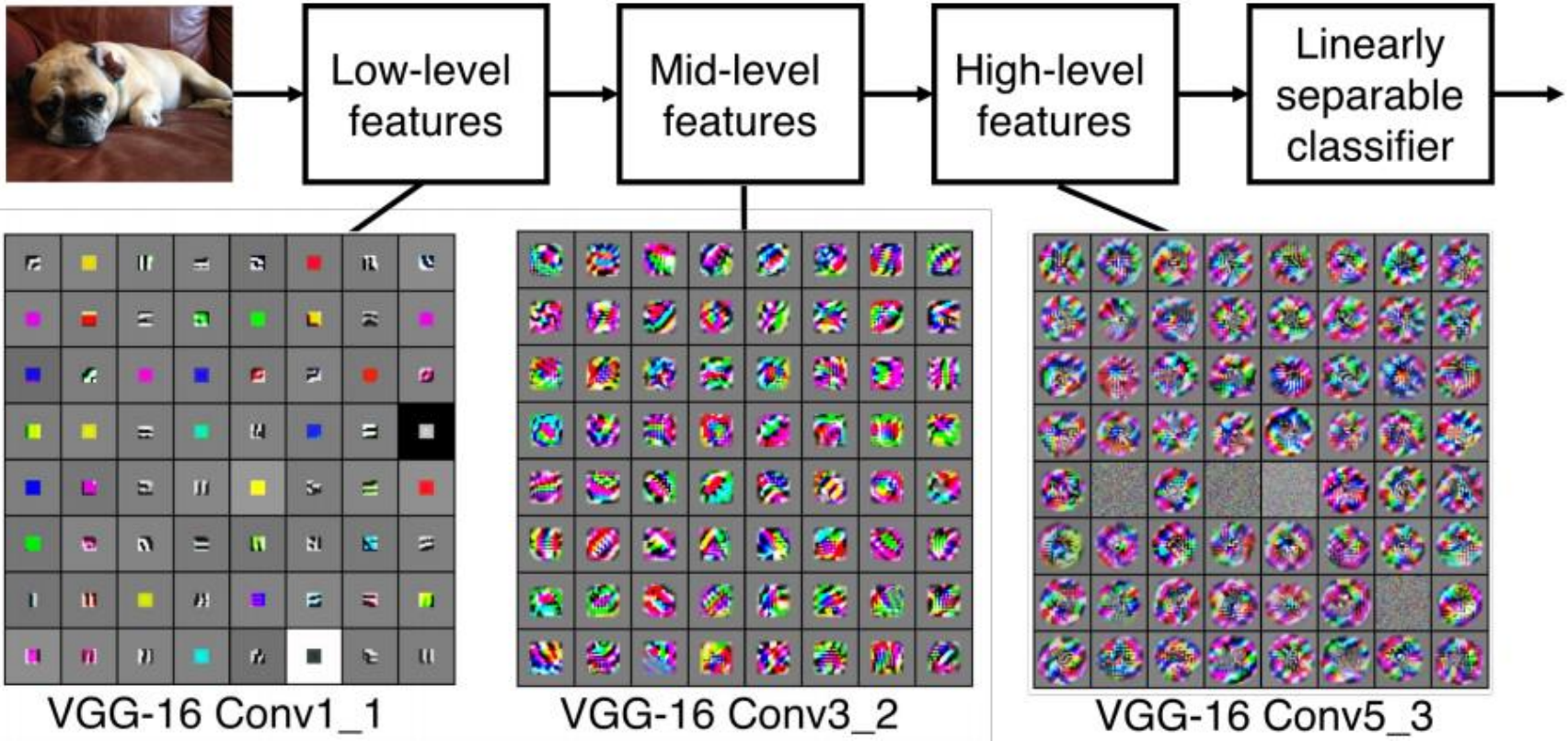
卷积网络结构

- 卷积网络是由卷积层、子采样层、全连接层交叉堆叠而成。
  - 趋向于小卷积、大深度
  - 趋向于全卷积
- 典型结构

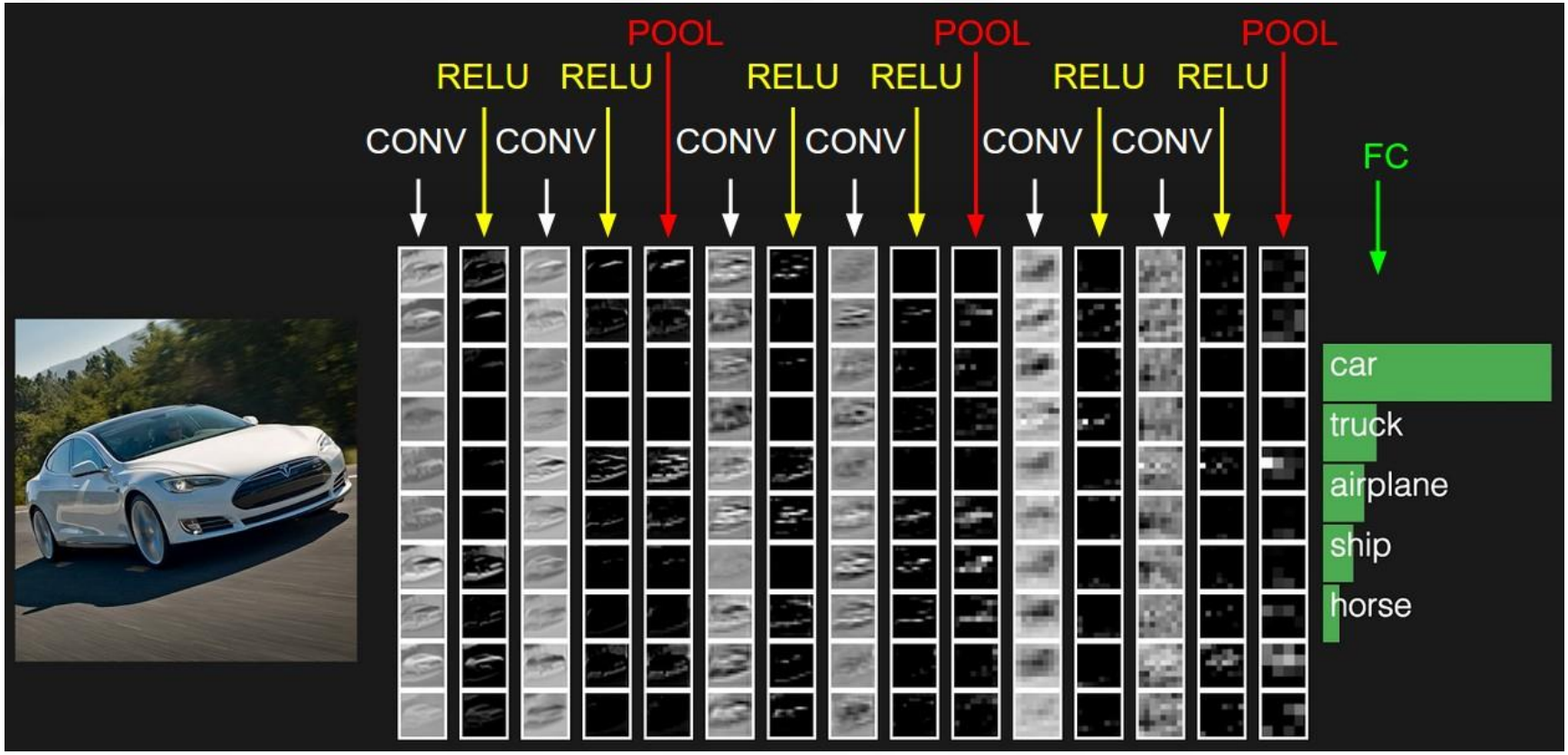


  - 一个卷积块为连续M 个卷积层和b个汇聚层（M通常设置为2～5，b为0或1）。一个卷积网络中可以堆叠N 个连续的卷积块，然后在接着K 个全连接层（N 的取值区间比较大，比如1～100或者更大；K一般为0～2）。

表示学习


Low-level features
Mid-level features
High-level features
Linearly separable classifier
VGG-16 Conv1_1
VGG-16 Conv3_2
VGG-16 Conv5_3

表示学习


POOL
POOL
POOL
RELU
RELU
RELU
RELU
RELU
RELU
CONV
CONV
CONV
CONV
CONV
CONV
FC
car
truck
airplane
ship
horse

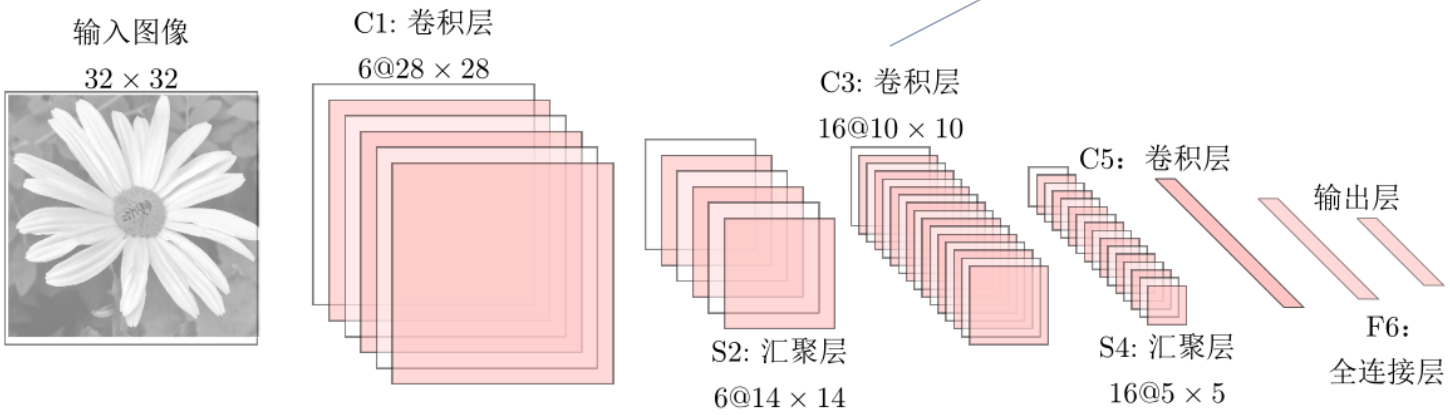
简单卷积网络示例

- 输入图像：$39 * 39 * 3$
- 第1层超参数：$f^{[1]} = 3$，$s^{[1]} = 1$，$p^{[1]} = 0$，$n_C^1 = 10$
- 第1层输出图像：$37 * 37 * 10$
- 第2层超参数：$f^{[2]} = 5$，$s^{[2]} = 2$，$p^{[2]} = 0$，$n_C^2 = 20$
- 第2层输出图像：$17 * 17 * 20$
- 第3层超参数：$f^{[3]} = 5$，$s^{[3]} = 2$，$p^{[l]} = 0$，$n_C^l = 40$
- 第3层输出图像：$7 * 7 * 40$
- 将其展开成1960个元素

典型的卷积网络

LeNet-5

- LeNet-5 是一个非常成功的神经网络模型。
  - 基于 LeNet-5 的手写数字识别系统在 90 年代被美国很多银行使用，用来识别支票上面的手写数字。
  - LeNet-5 共有 7 层。



Large Scale Visual Recognition Challenge

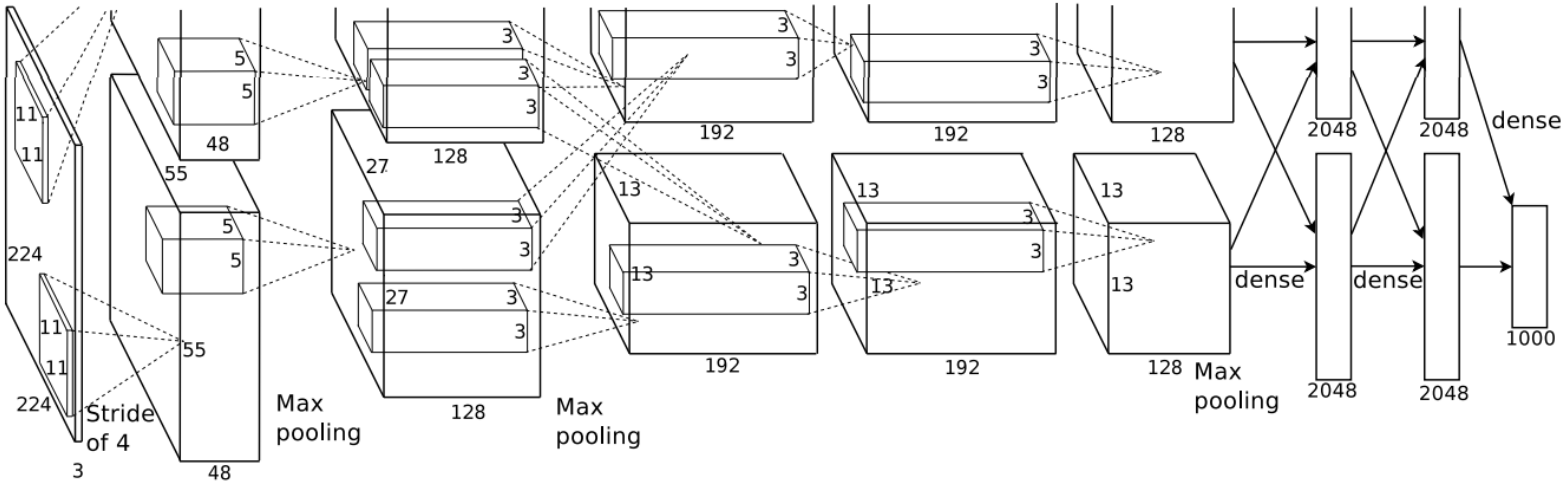
2012 Teams	%error
Supervision (Toronto)	15.3
ISI (Tokyo)	26.1
VGG (Oxford)	26.9
XRCE/INRIA	27.0
UvA (Amsterdam)	29.6
INRIA/LEAR	33.4

2013 Teams	%error
Clarifai (NYU spinoff)	11.7
NUS (singapore)	12.9
Zeiler-Fergus (NYU)	13.5
A. Howard	13.5
OverFeat (NYU)	14.1
UvA (Amsterdam)	14.2
Adobe	15.2
VGG (Oxford)	15.2
VGG (Oxford)	23.0

2014 Teams	%error
GoogLeNet	6.6
VGG (Oxford)	7.3
MSRA	8.0
A. Howard	8.1
DeeperVision	9.5
NUS-BST	9.7
TTIC-ECP	10.2
XYZ	11.2
UvA	12.1

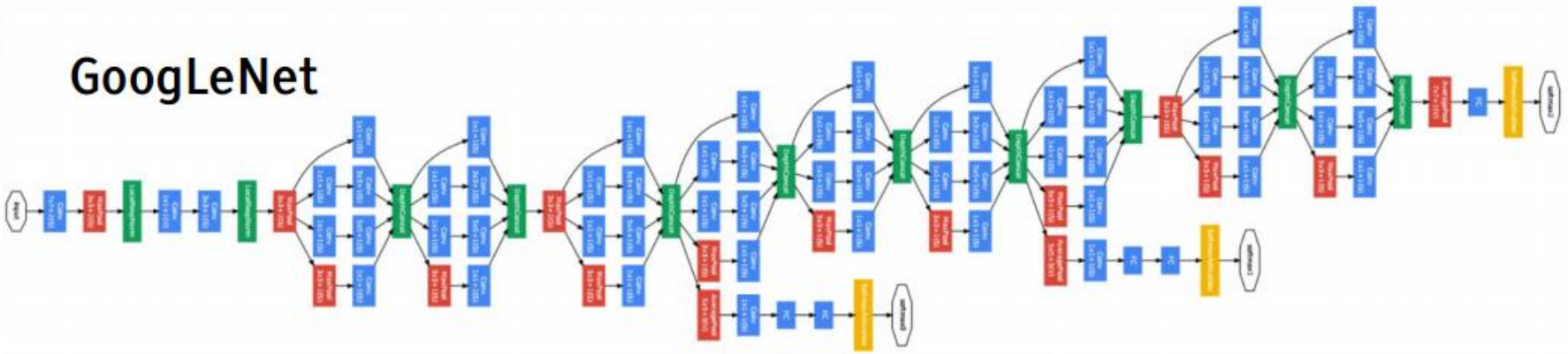
AlexNet

- 2012 ILSVRC winner
  - （top 5 error of 16% compared to runner-up with 26% error）
  - 第一个现代深度卷积网络模型，首次使用了很多现代深度卷积网络的一些技术方法，
    - 比如使用GPU进行并行训练，采用了ReLU作为非线性激活函数，使用Dropout防止过拟合，使用数据增强
  - 共有8层，其中前5层卷积层，后边3层全连接层



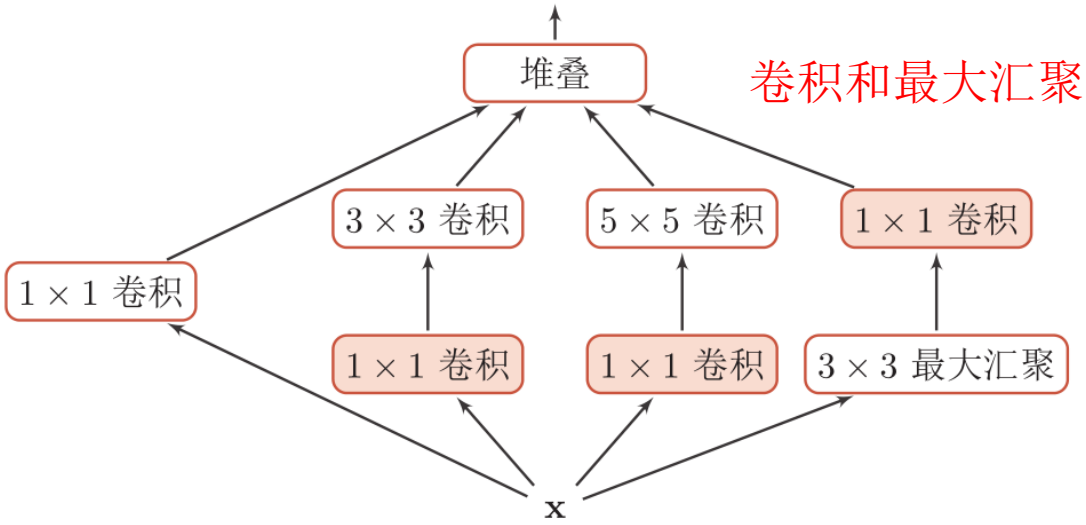
Inception网络

- 2014 ILSVRC winner （22层）
  - 参数：GoogLeNet：4M VS AlexNet：60M
  - 错误率：6.7%
  - Inception网络是由有多个inception模块和少量的汇聚层堆叠而成。



Inception模块 v1

- 在卷积网络中，如何设置卷积层的卷积核大小是一个十分关键的问题。在Inception网络中，一个卷积层包含多个不同大小的卷积操作，称为Inception模块。
- Inception模块同时使用1 × 1、3 × 3、5 × 5等不同大小的卷积核，并将得到的特征映射在深度上拼接（堆叠）起来



卷积和最大汇聚都是等宽的。

Inception模块 v3

- 用多层的小卷积核来替换大的卷积核，以减少计算量和参数量。
  - 使用两层3x3的卷积来替换v1中的5x5的卷积
  - 使用连续的nx1和1xn来替换nxn的卷积。

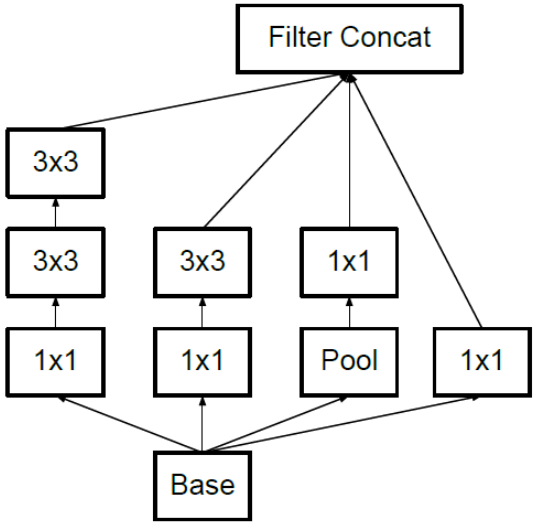


Figure 5. Inception modules where each 5×5 convolution is replaced by two 3×3 convolution, as suggested by principle 3 of Section 2.

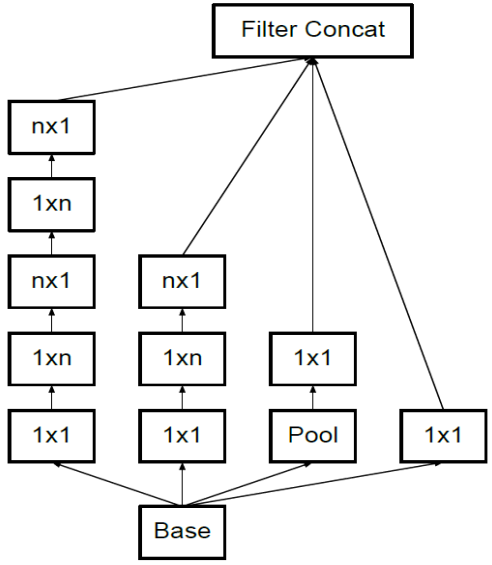


Figure 6. Inception modules after the factorization of the $n \times n$ convolutions. In our proposed architecture, we chose $n = 7$ for the 17×17 grid. (The filter sizes are picked using principle 3)

残差网络

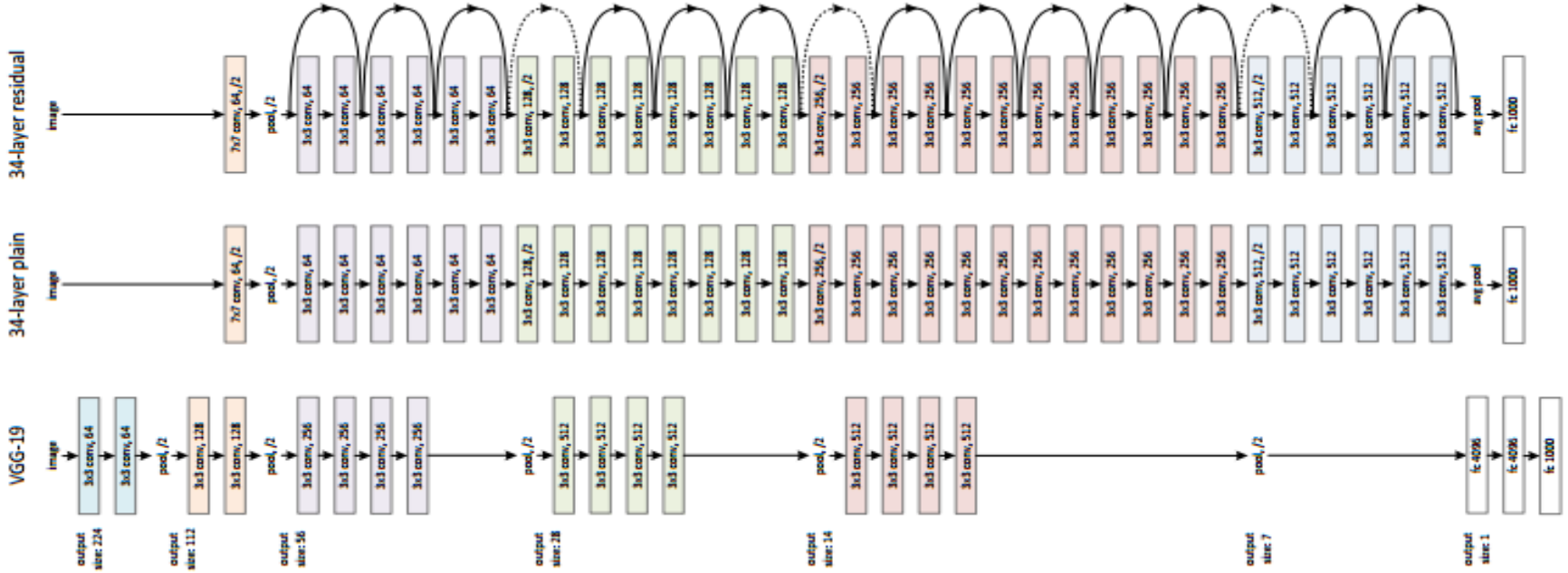
- 残差网络（Residual Network，ResNet）是通过给非线性的卷积层增加直连边的方式来提高信息的传播效率。
- 假设在一个深度网络中，我们期望一个非线性单元（可以为一层或多层的卷积层）f(x,θ)去逼近一个目标函数为h(x)。
- 将目标函数拆分成两部分：恒等函数和残差函数

$$h(\mathbf{x}) = \underbrace{\mathbf{x}}_{\text{恒等函数}} + \underbrace{\big(h(\mathbf{x}) - \mathbf{x}\big)}_{\text{残差函数}}$$

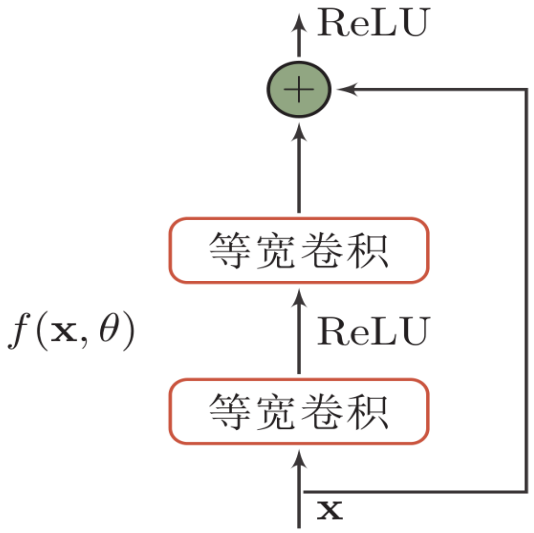
$$f(\mathbf{x}, \theta)$$

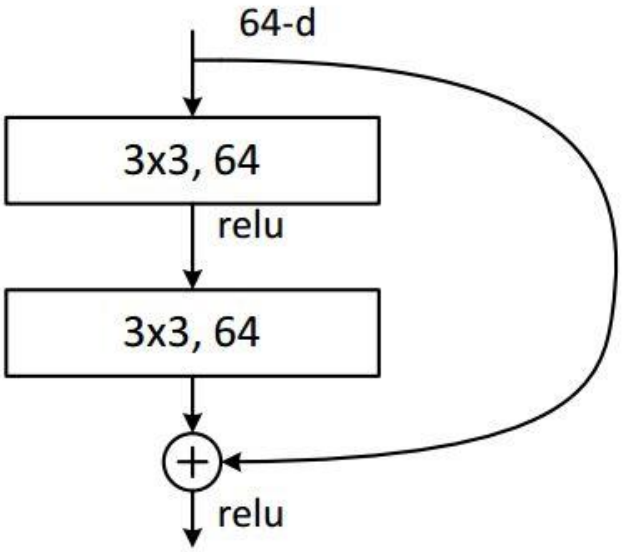
ResNet

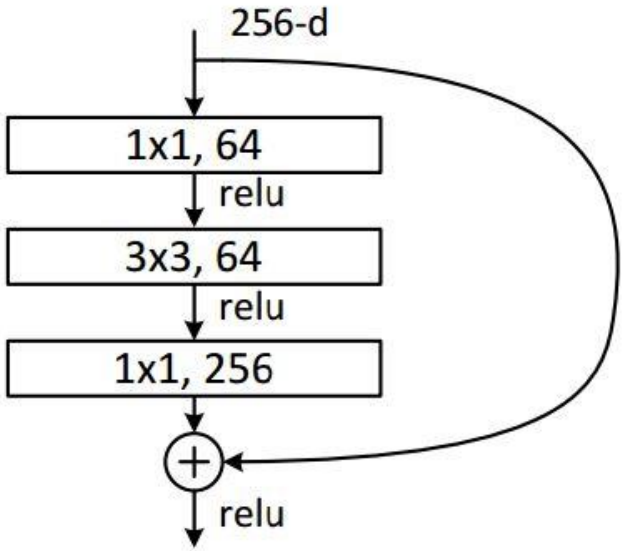
- 2015 ILSVRC winner （152层）
  - 错误率：3.57%



残差单元

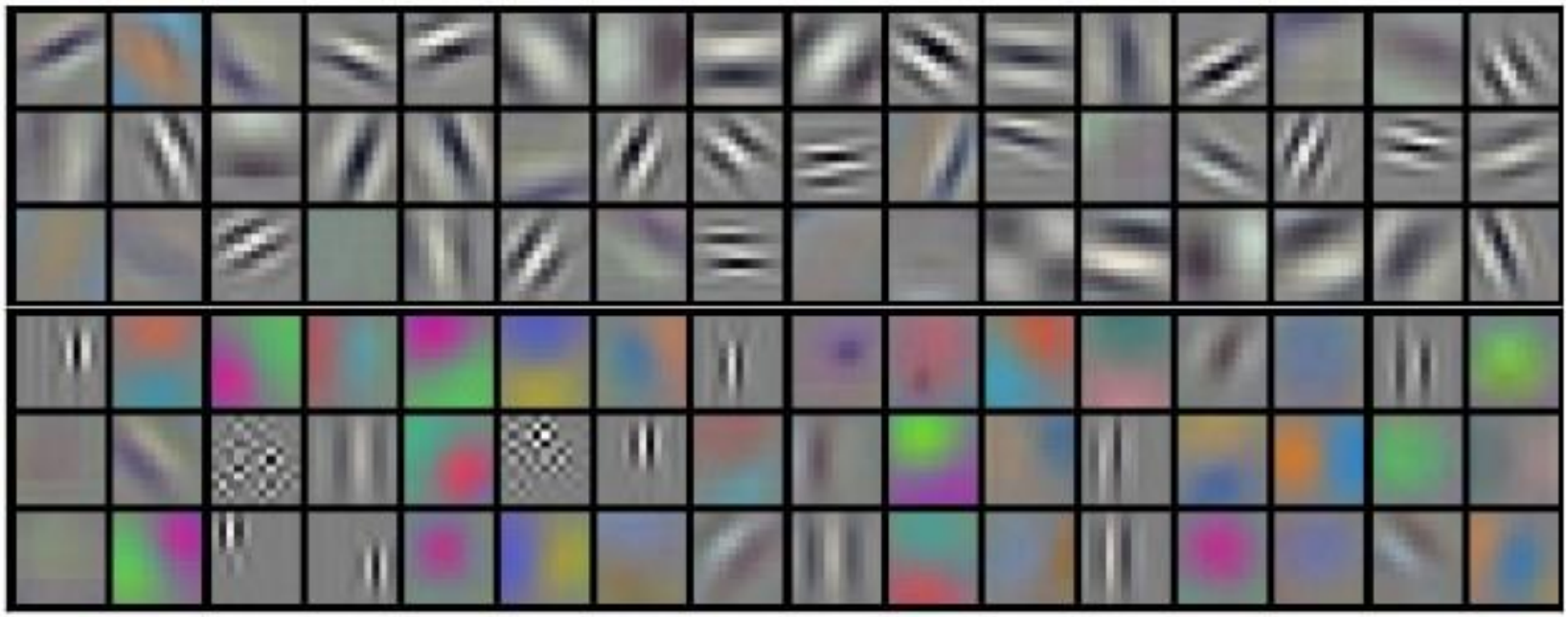

ReLU
等宽卷积
$f(\mathbf{x},\theta)$
ReLU
等宽卷积
x


64-d
3x3, 64
relu
3x3, 64
relu

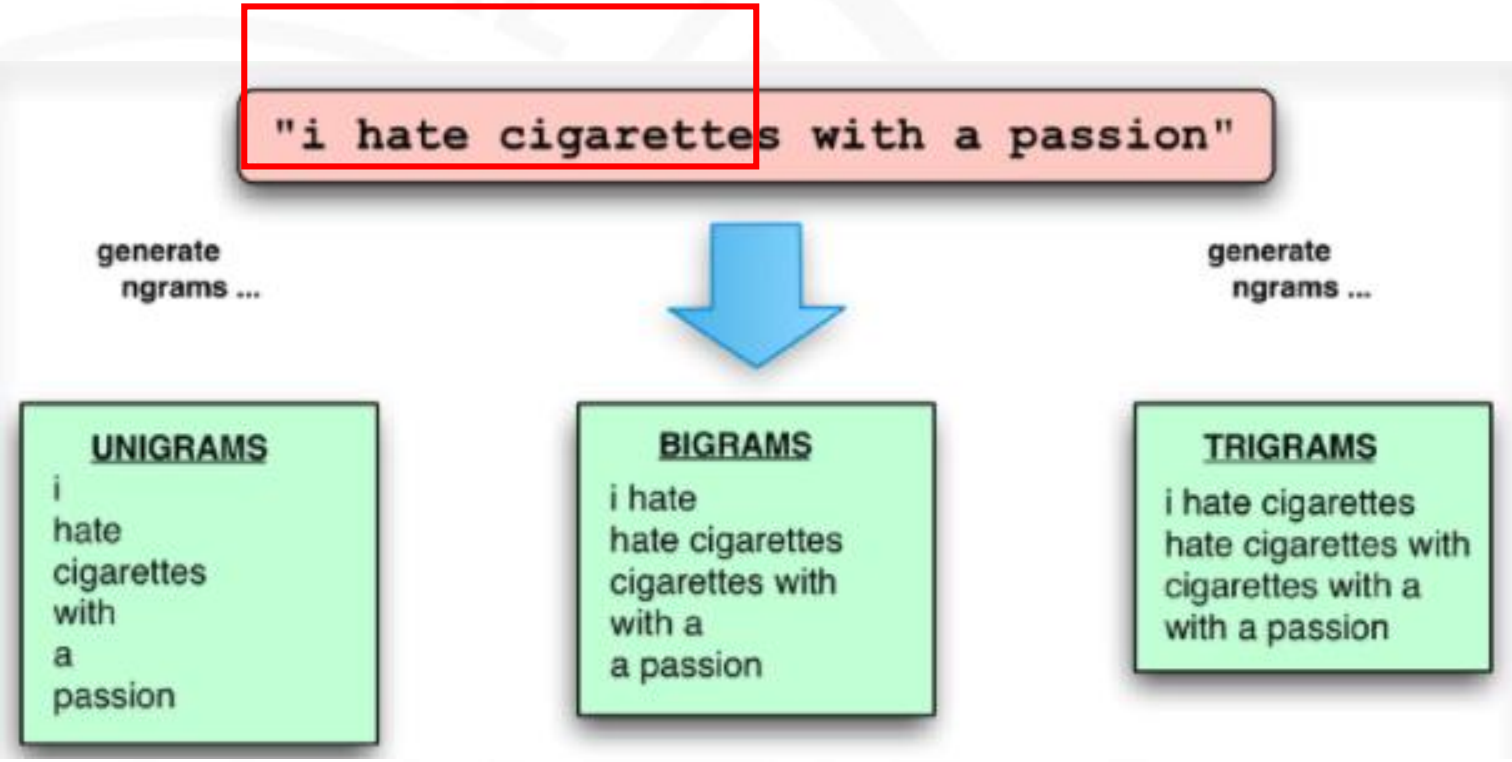

256-d
1x1, 64
relu
3x3, 64
relu
1x1, 256
relu

CNN 可视化：滤波器

- AlexNet中的滤波器（96 filters [11x11x3]）

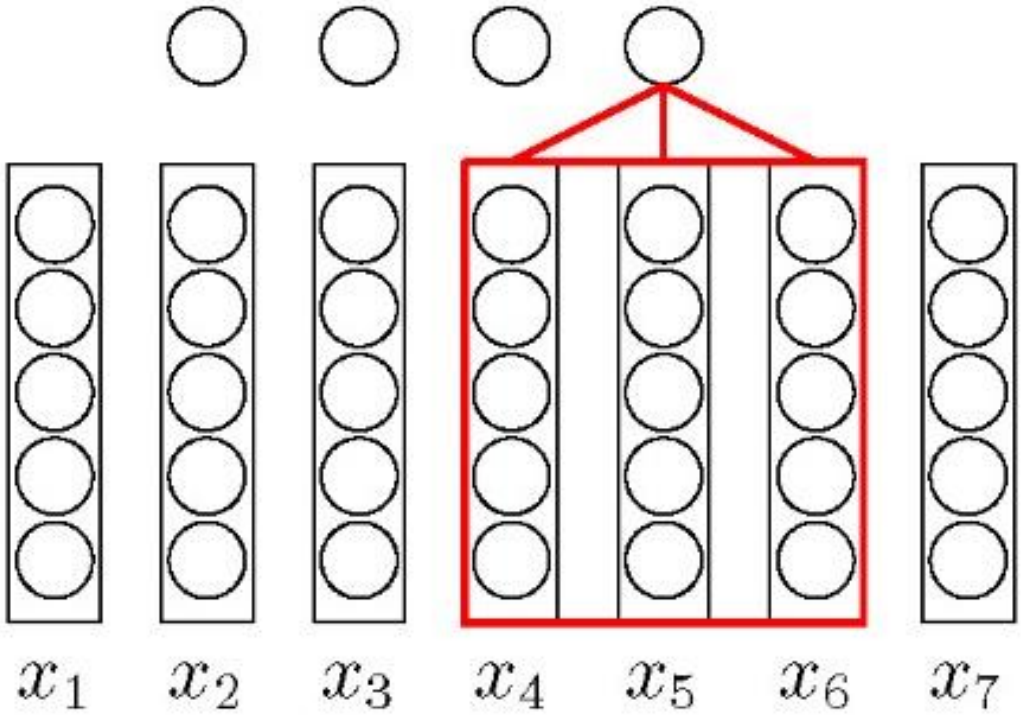


Ngram特征与卷积

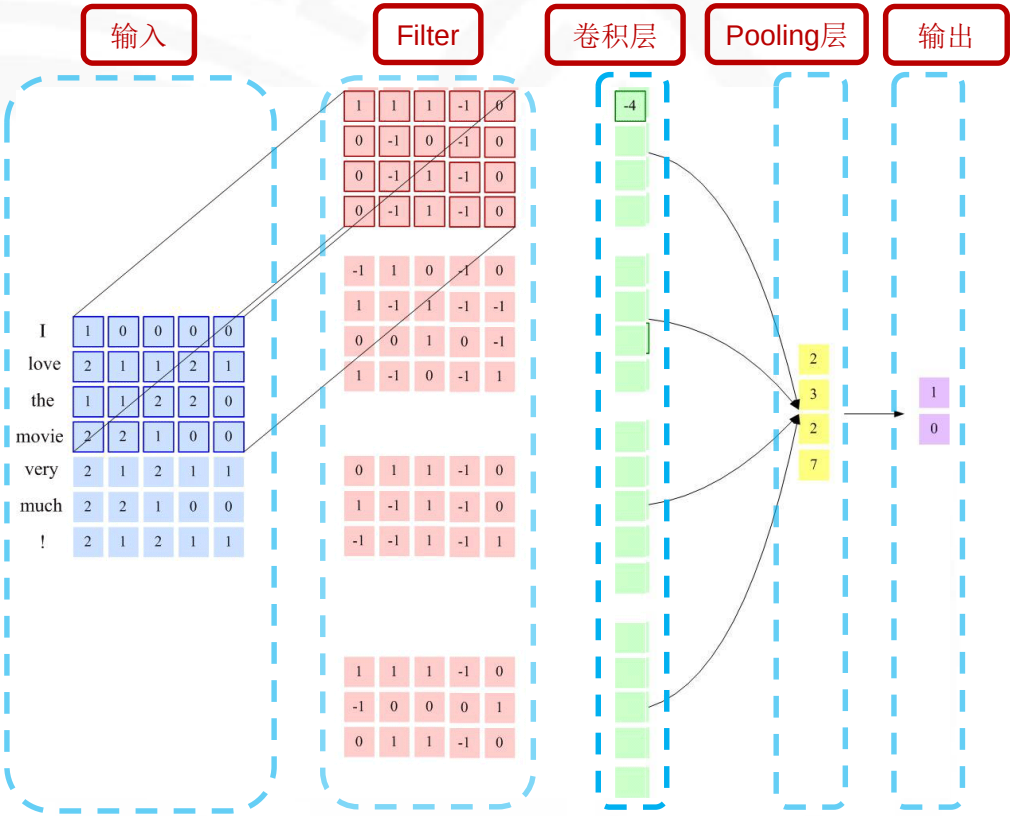


如何用卷积操作来实现？

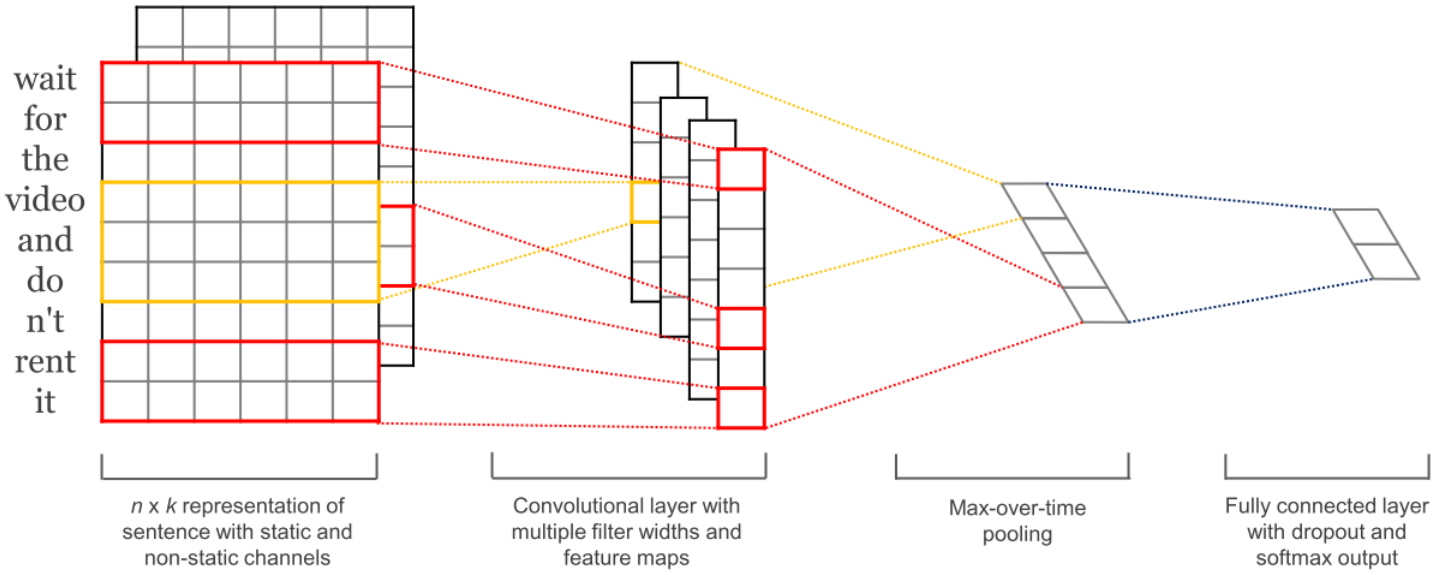
文本序列的卷积



文本序列的卷积模型

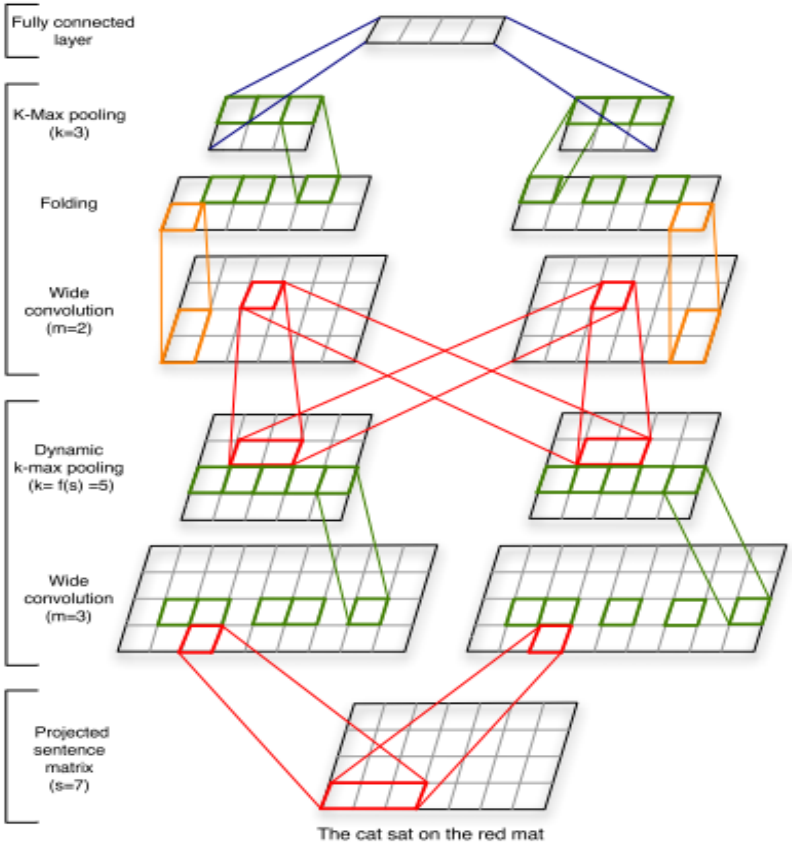


基于卷积模型的句子表示



Y. Kim. “Convolutional neural networks for sentence classification”. In: *arXiv preprint arXiv:1408.5882* (2014).

基于卷积模型的句子表示



N. Kalchbrenner, E. Grefenstette, and P. Blunsom. “A Convolutional Neural Network for Modelling Sentences”. In: *Proceedings of ACL*. 2014

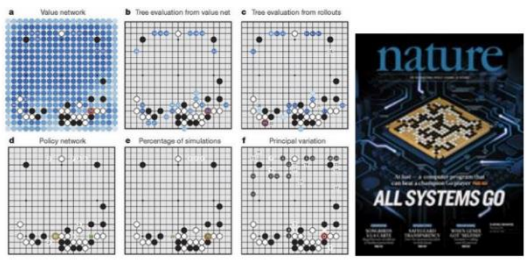
卷积的应用

AlphaGo

The input to the policy network is a 19 × 19 × 48 image stack consisting of 48 feature planes. The first hidden layer zero pads the input into a 23 × 23 image, then convolves *k* filters of kernel size 5 × 5 with stride 1 with the input image and applies a rectifier nonlinearity. Each of the subsequent hidden layers 2 to 12 zero pads the respective previous hidden layer into a 21 × 21 image, then convolves *k* filters of kernel size 3 × 3 with stride 1, again followed by a rectifier nonlinearity. The final layer convolves 1 filter of kernel size 1 × 1 with stride 1, with a different bias for each position, and applies a softmax function. The match version of AlphaGo used *k* = 192 filters; Fig. 2b and Extended Data Table 3 additionally show the results of training with *k* = 128, 256 and 384 filters.

policy network:
[19x19x48] Input
CONV1: 192 5x5 filters , stride 1, pad 2 => [19x19x192]
CONV2..12: 192 3x3 filters, stride 1, pad 1 => [19x19x192]
CONV: 1 1x1 filter, stride 1, pad 0 => [19x19] *(probability map of promising moves)*

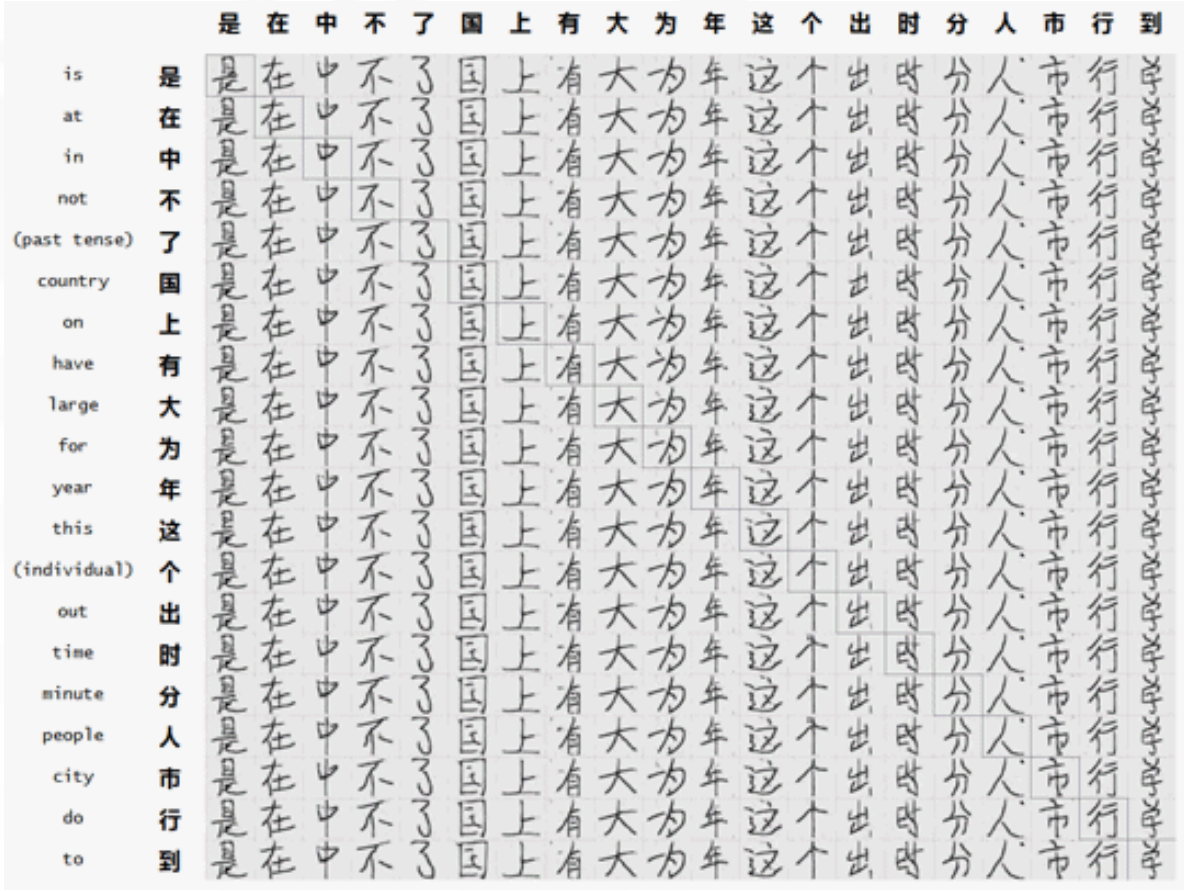
- 分布式系统：1202 个CPU 和176 块GPU
- 单机版：48 个CPU 和8 块GPU
- 走子速度：3 毫秒-2 微秒



Mask RCNN

Figure 4. More results of **Mask R-CNN** on COCO test images, using ResNet-101-FPN and running at 5 fps, with 35.7 mask AP (Table 1).

图像生成


是 在 中 不 了 国 上 有 大 为 年 这 个 出 时 分 人 市 行 到
is 是
at 在
in 中
not 不
(past tense) 了
country 国
on 上
have 有
large 大
for 为
year 年
this 这
(individual) 个
out 出
time 时
minute 分
people 人
city 市
do 行
to 到

Deep Dream

画风迁移

THE END