深度学习

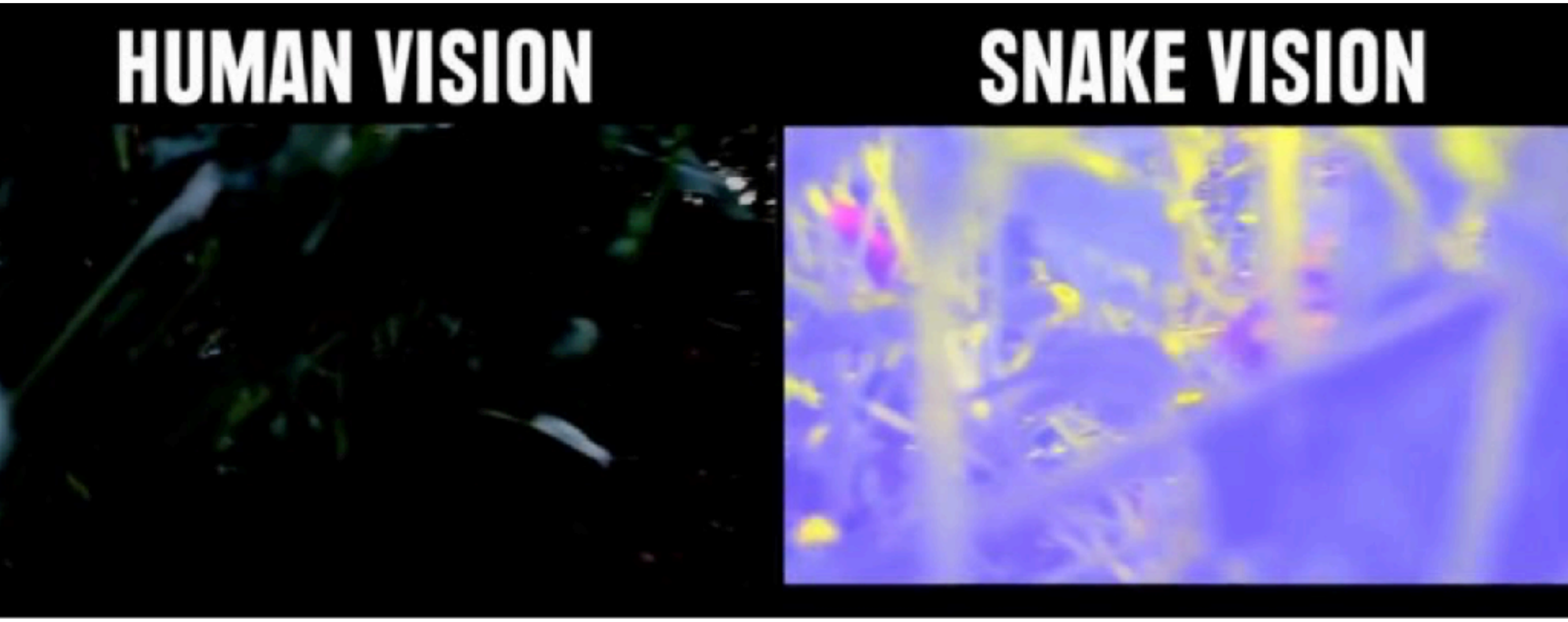
卷积神经网络（1）

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

谁看到了真实的世界?

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

谁看到了真实的世界?



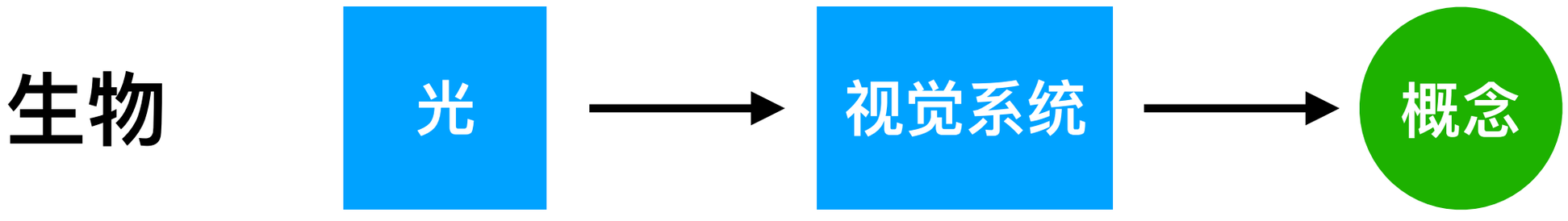
Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

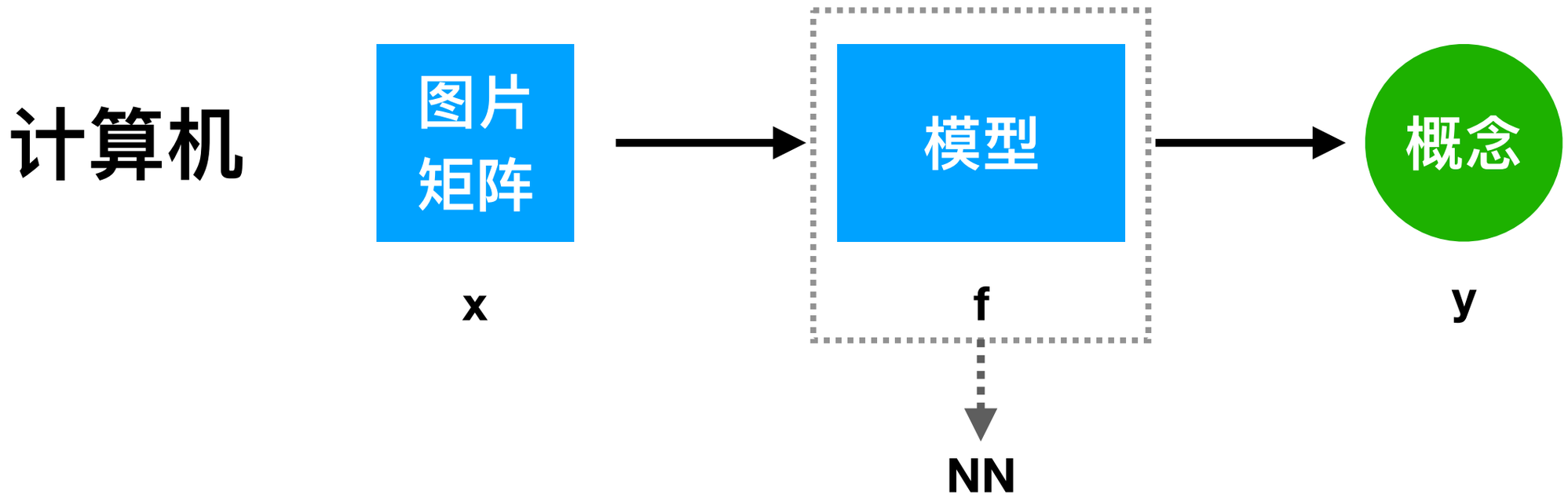
视觉的本质

视觉本质上是对外界刺激抽象出一个概念的过程。
我们所看到的世界是主观的世界，不是世界的本来面目。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

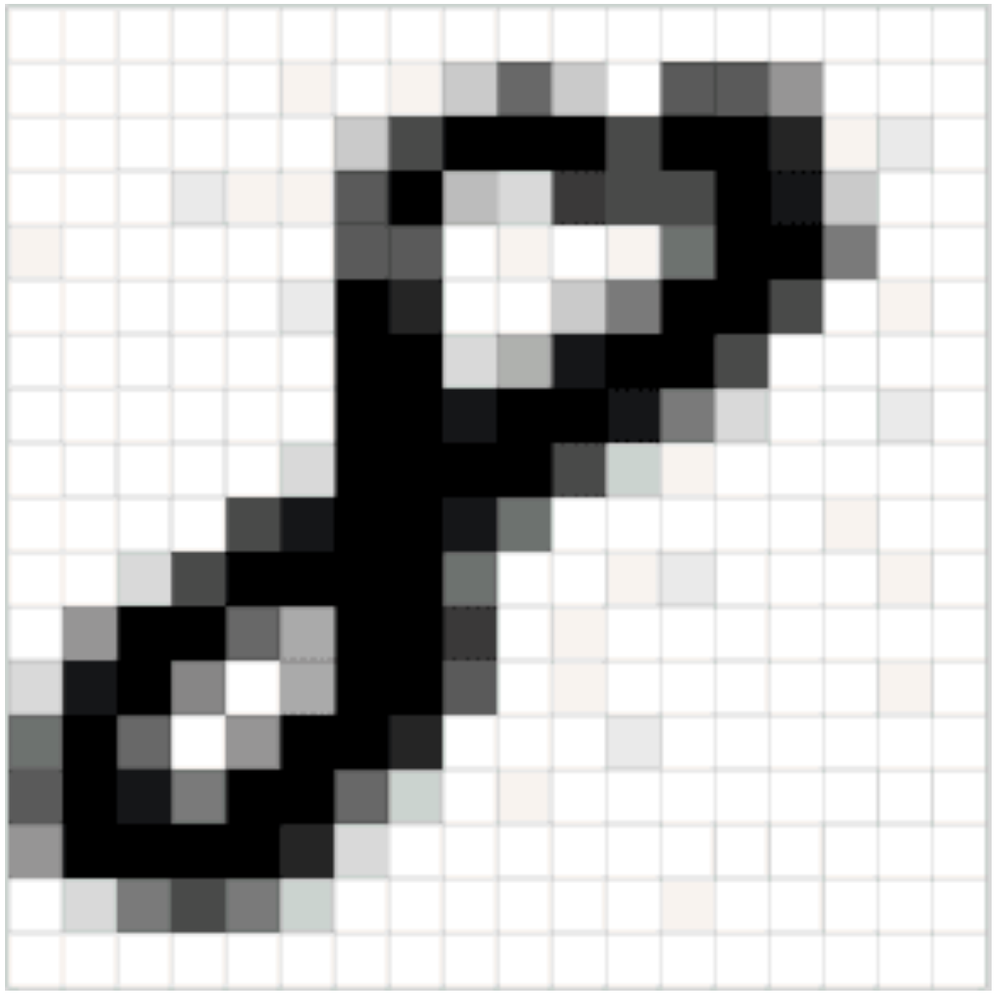
计算机的视觉系统





Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

视觉与机器视觉



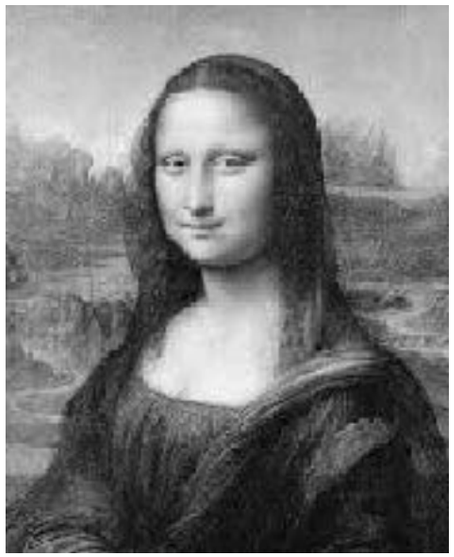
人的视觉

```
  0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
  0   0   0   0   1  12   0  11  39 137  37   0 152 147  84   0   0   0
  0   0   1   0   0   0  41 160 250 255 235 162 255 238 206  11  13   0
  0   0   0  16   9   9 150 251  45  21 184 159 154 255 233  40   0   0
 10   0   0   0   0   0 145 146   3  10   0  11 124 253 255 107   0   0
  0   0   3   0   4  15 236 216   0   0  38 109 247 240 169   0  11   0
  1   0   2   0   0   0 253 253  23  62 224 241 255 164   0   5   0   0
  6   0   0   4   0   3 252 250 228 255 255 234 112  28   0   2  17   0
  0   2   1   4   0  21 255 253 251 255 172  31   8   0   1   0   0   0
  0   0   4   0 163 225 251 255 229 120   0   0   0   0   0  11   0   0
  0   0  21 162 255 255 254 255 126   6   0  10  14   6   0   0   9   0
  3  79 242 255 141  66 255 245 189   7   8   0   0   5   0   0   0   0
 26 221 237  98   0  67 251 255 144   0   8   0   0   7   0   0  11   0
125 255 141   0  87 244 255 208   3   0   0  13   0   1   0   1   0   0
145 248 228 116 235 255 141  34   0  11   0   1   0   0   0   1   3   0
 85 237 253 246 255 210  21   1   0   1   0   0   6   2   4   0   0   0
  6  23 112 157 114  32   0   0   0   0   2   0   8   0   7   0   0   0
  0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
```

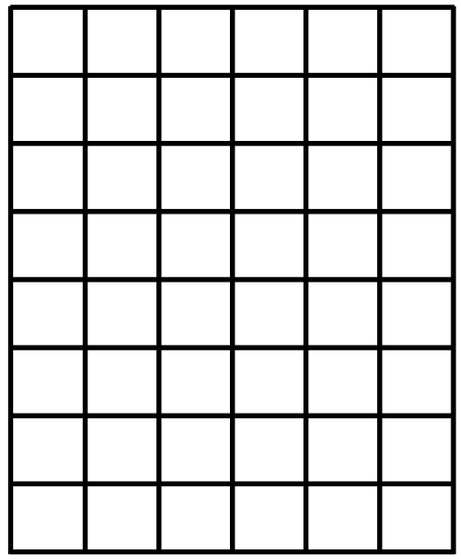
计算机

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

图片通道

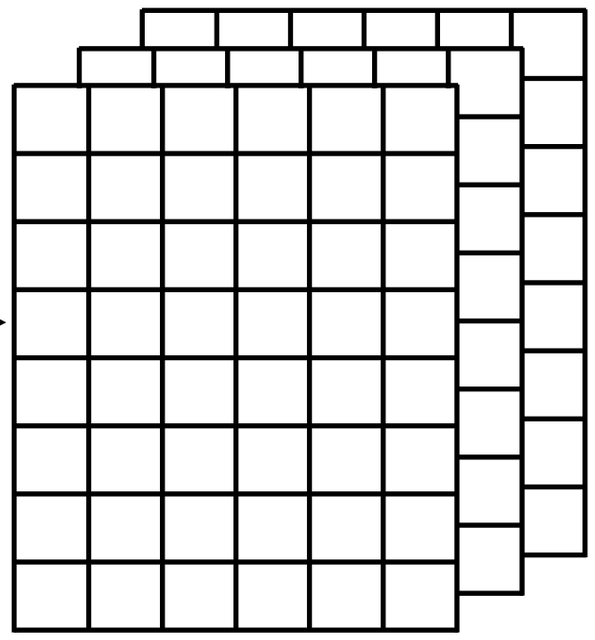


灰度图像



图片矩阵

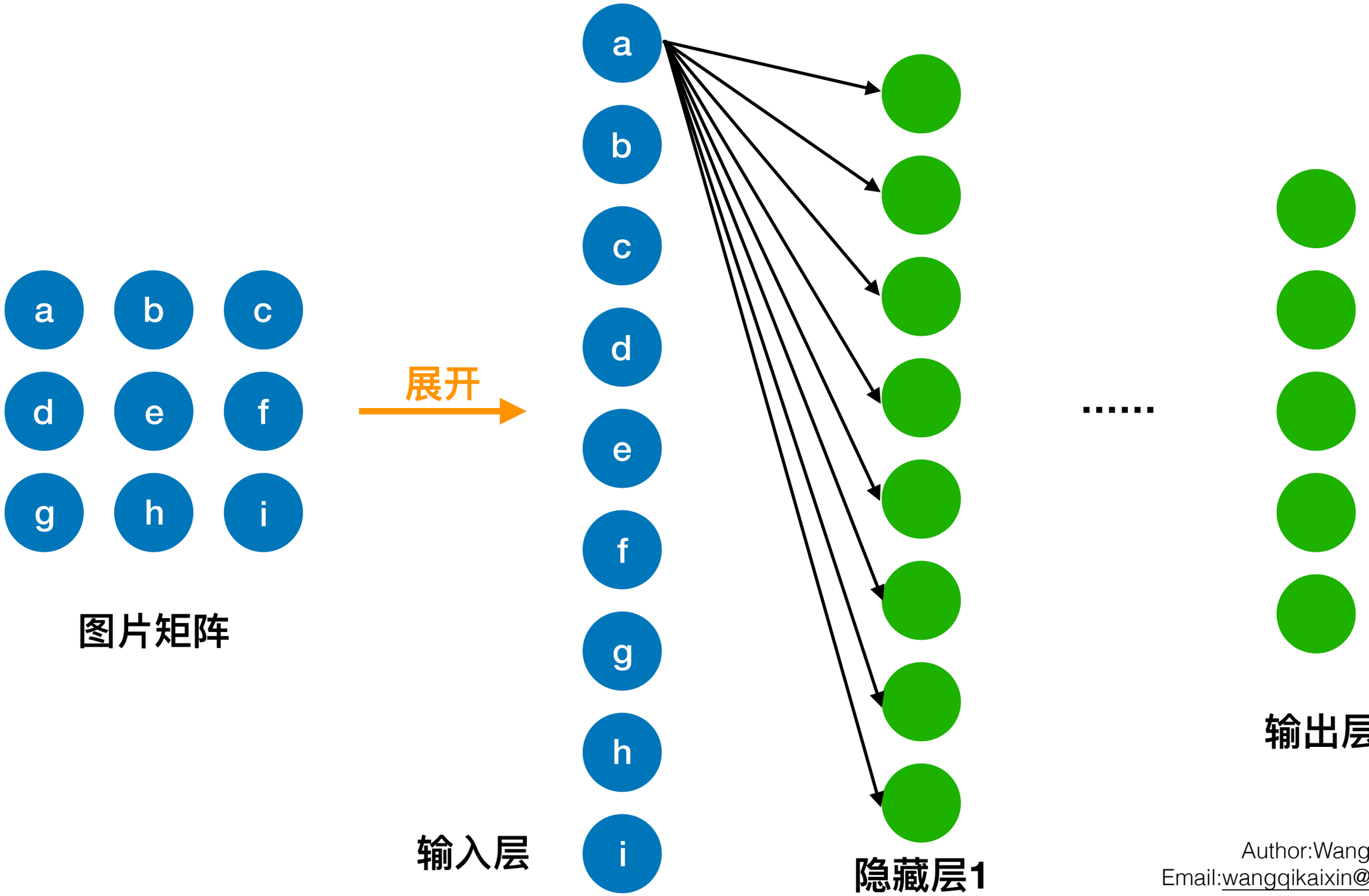
RGB图像



图片矩阵

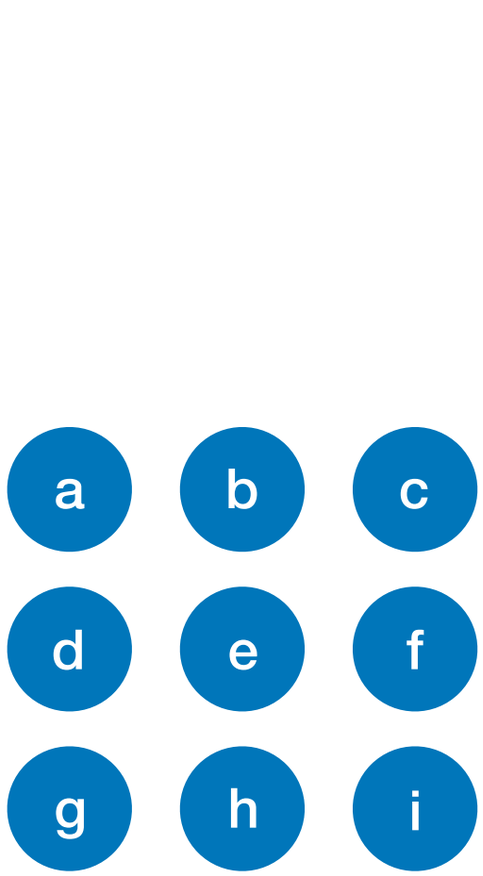
Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

使用普通ANN实现CV



Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

使用普通ANN实现CV的问题



图片矩阵

1. 2维矩阵展开丢失了二维信息

2. 输入层与隐藏层全连接带来了维度灾难问题

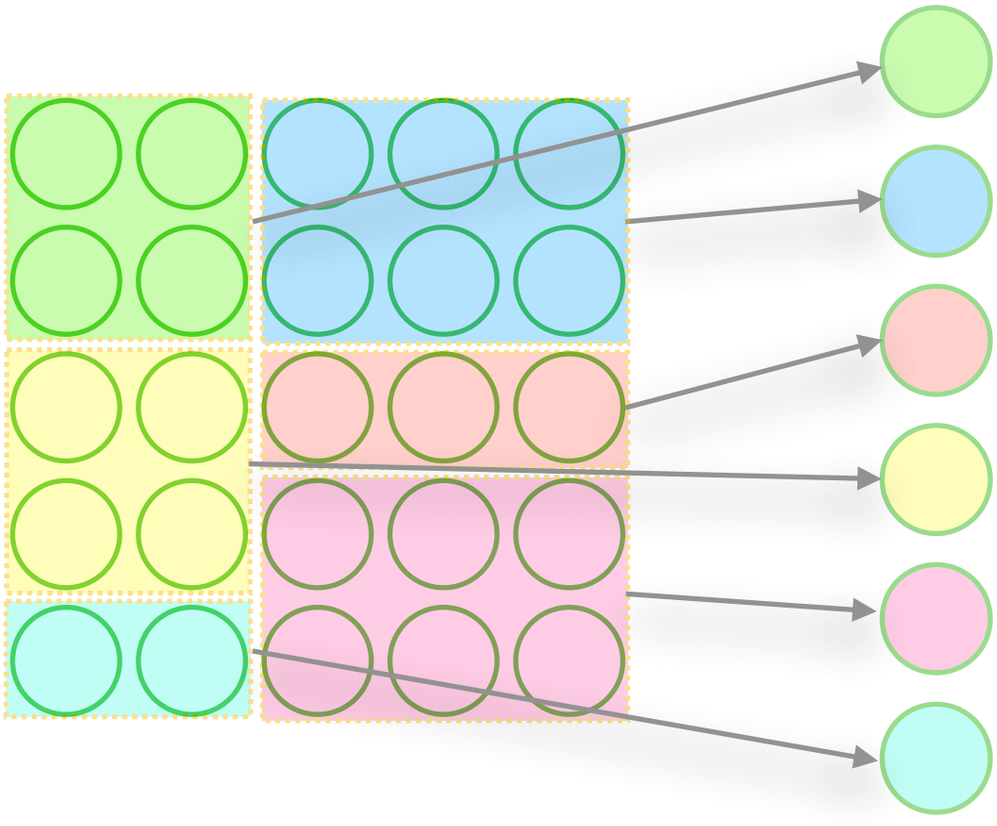
Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

卷积神经网络

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是一种经典的前馈神经网络，主要受生物学中的**感受野(receptive field)**的概念提出。感受野在生物体中广泛存在，一个感受野连接多个感受器细胞，这些感受器细胞共同决定了感受野是否兴奋。通过感受野的机制，生物体传入的信号数量会大大降低，同时也能很好的对输入信号进行特征提取。卷积神经网络有两大工具来降低参数数目：卷积与池化。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

感受器与感受野



5*5图片

局部感知：图像的局部联系紧密，局部像素可以作为整体的一个特征。

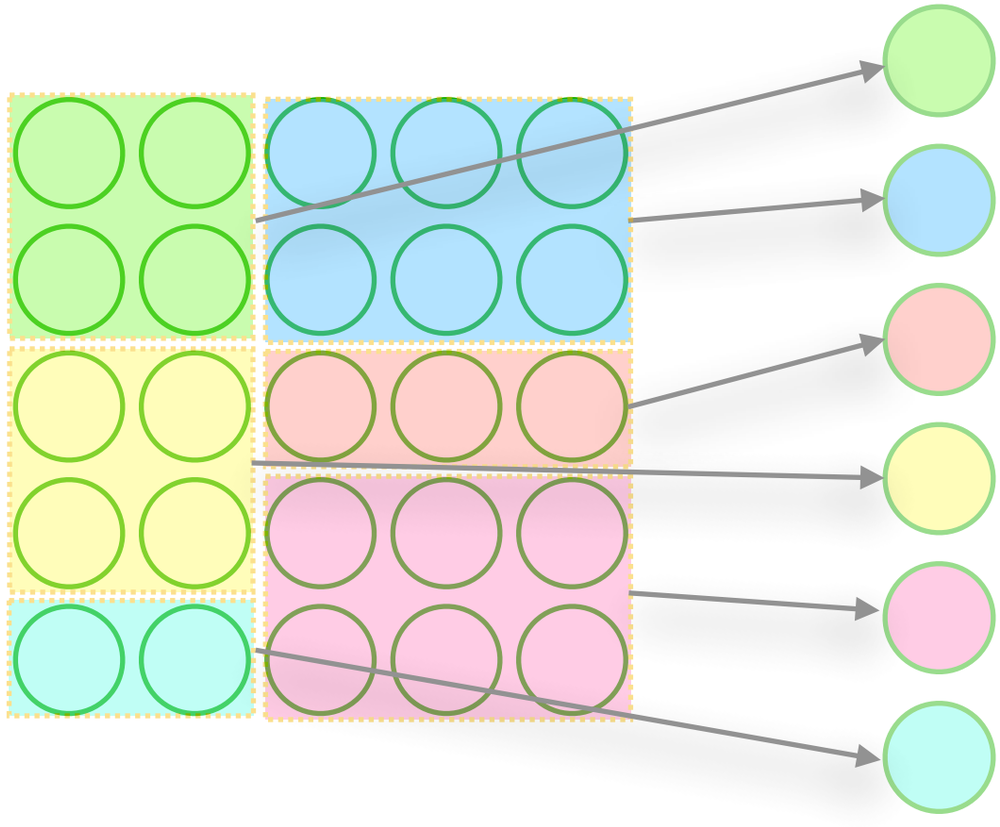
局部连接：具有紧密联系的局部区域与一个神经元相连。没有紧密联系的部分无须相连。

↓

利用了2维信息，降低了连接数量。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

感受器与感受野



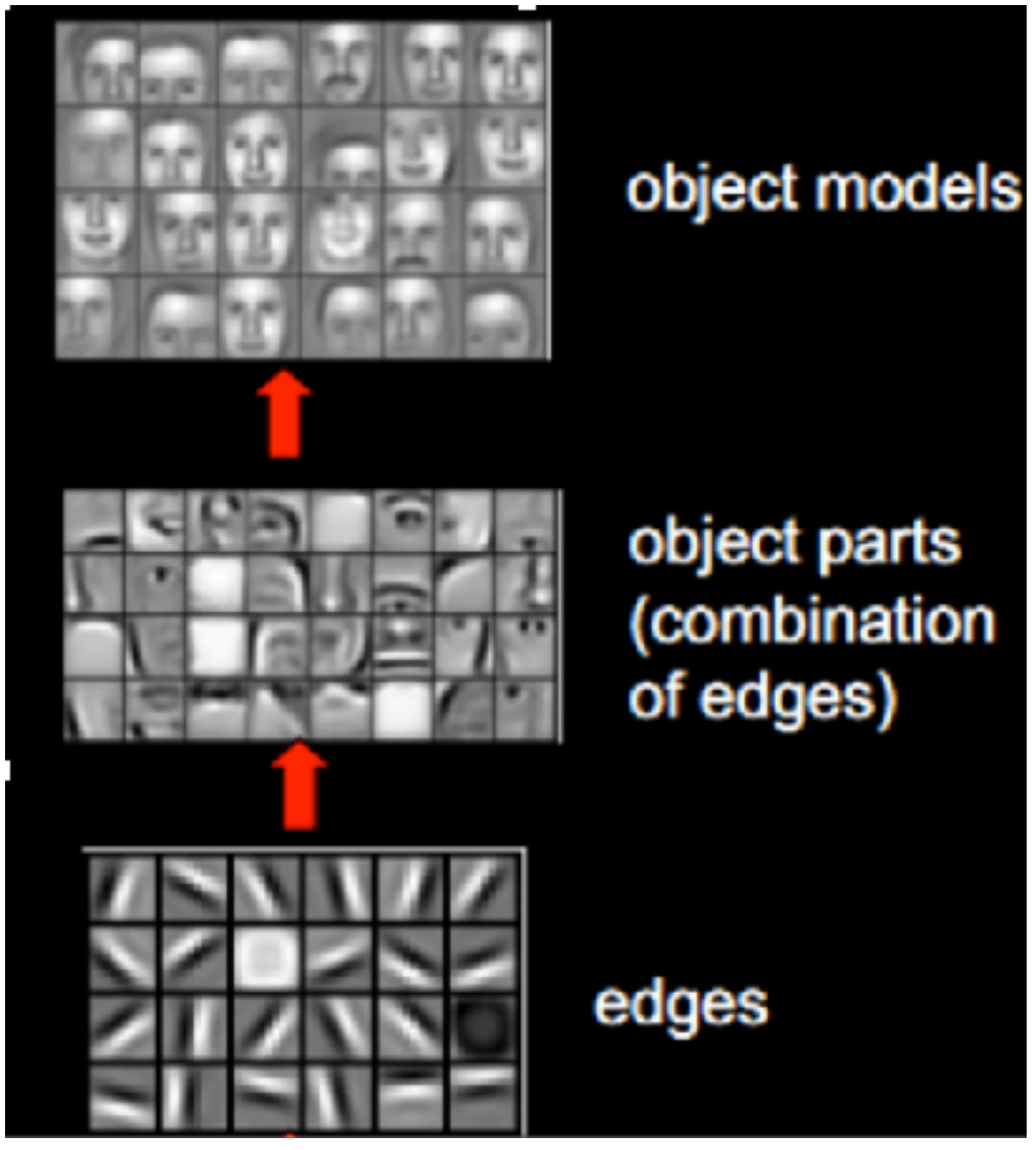
5*5图片

感受野感知到的信息是什么？

Hubel和Wiesel在1962年通过实验发现：大脑中的一些特别的神经细胞只会对特定方向的边缘做出反应。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

感受器与感受野



使用“边”构成各种人脸

“边”的特点：

1. 每种“边”都是不同的。即每种“边”可以看作一种特征。
2. 有限数量的边可以构成无限多的图片。

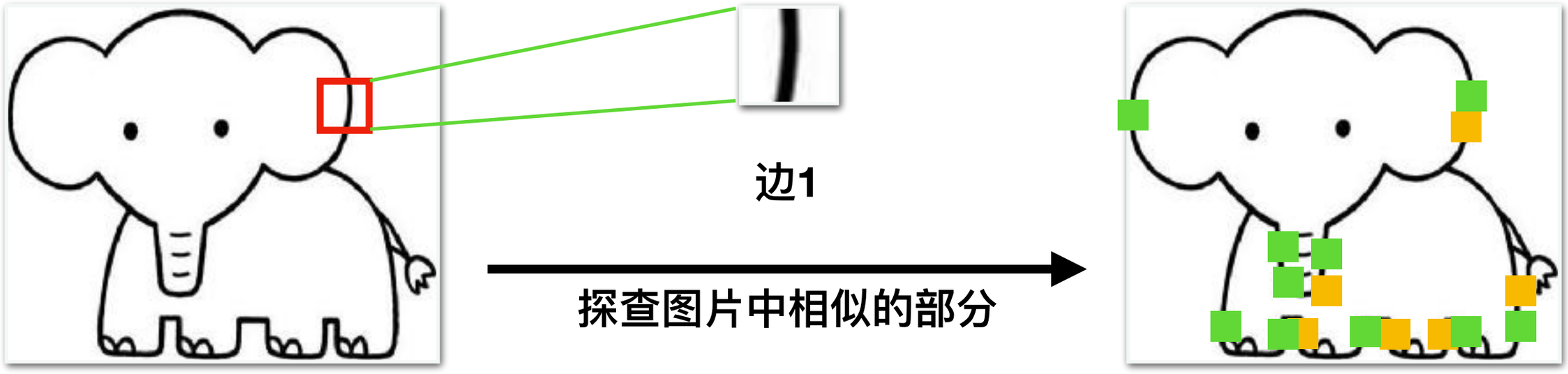
规律：所有图片均可以通过一定数量的“边”组合得到。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

思考：假如构成图像的“边”已知，如何使用这些“边”描述现有图像?

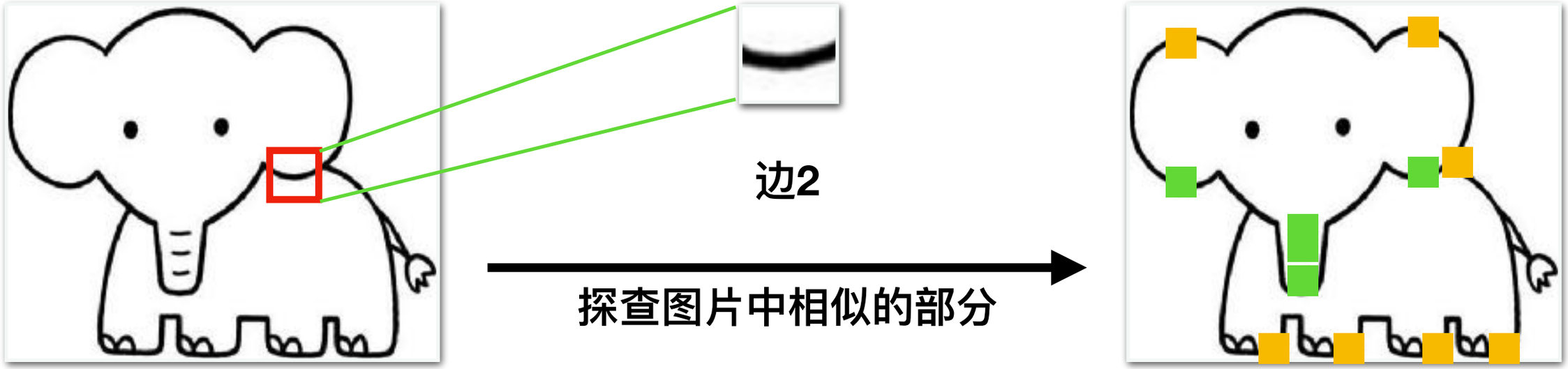
Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

查找“边”在图像中的位置



Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

查找“边”在图像中的位置



Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

思考：人通过观察可以找到与“边”相似的部分，计算机该如何查找呢?

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

“边”矩阵

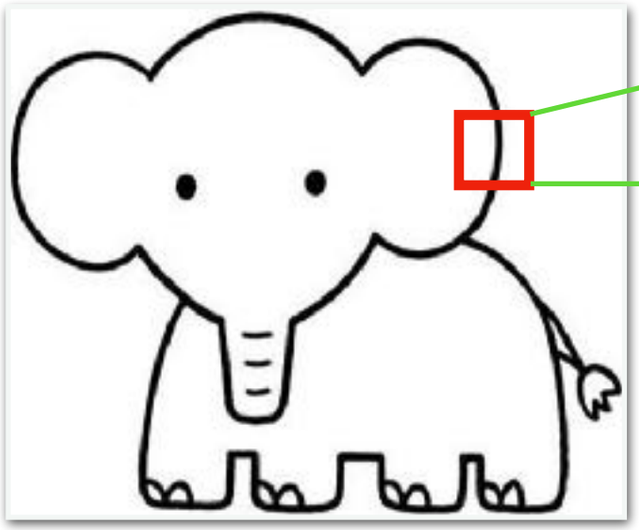
边1

0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	20	70	0	0

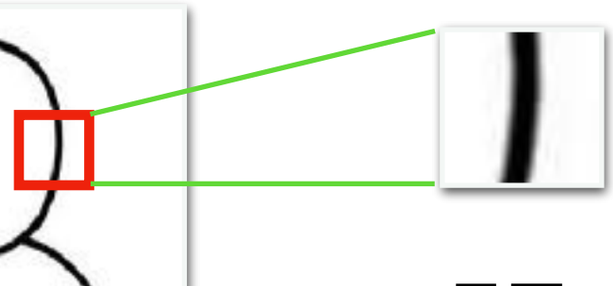
边1对应的矩阵

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

子图1矩阵



图片



子图1

0	0	90	0	0
0	0	110	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	40	80	0	0

子图1对应的矩阵

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

求值

0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	20	70	0	0

边1对应的矩阵

*

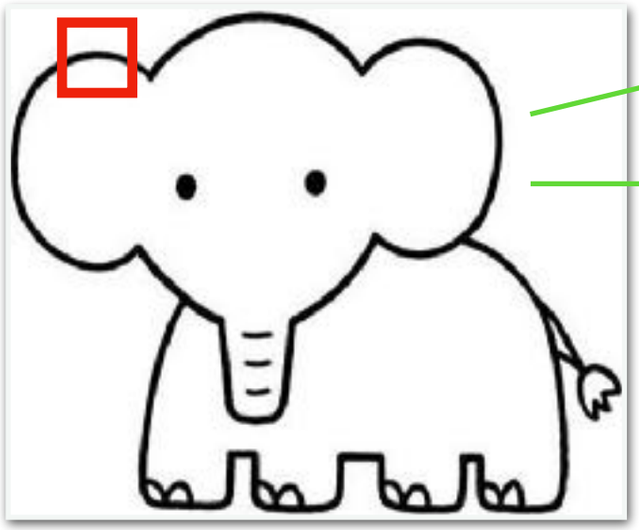
0	0	90	0	0
0	0	110	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	40	80	0	0

子图1对应的矩阵

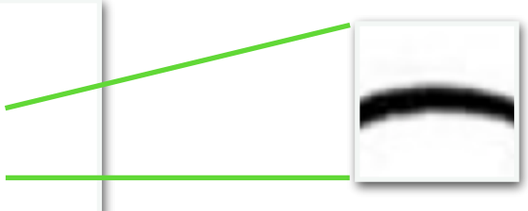
$$y_1 = 100*90 + 100*110 + 100*100 + 90*90 + 20*40 + 70*80 = 44500$$

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

子图2矩阵



图片



子图2

0	0	0	0	0
0	0	30	0	0
80	80	100	80	70
20	0	0	0	10
0	0	0	0	0

子图2对应的矩阵

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

求值

0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	20	70	0	0

边1对应的矩阵

*

0	0	0	0	0
0	0	30	0	0
80	80	100	80	70
20	0	0	0	10
0	0	0	0	0

子图2对应的矩阵

$$y_2 = 100 * 30 + 100 * 100 = 13000$$

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

两次求值对比

0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	20	70	0	0

边1对应的矩阵

0	0	90	0	0
0	0	110	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	40	80	0	0

子图1对应的矩阵

0	0	0	0	0
0	0	30	0	0
80	80	100	80	70
20	0	0	0	10
0	0	0	0	0

子图2对应的矩阵

$$y_1 = 100 * 90 + 100 * 110 + 100 * 100 + 90 * 90 + 20 * 40 + 70 * 80 = 44500$$

$$y_2 = 100 * 30 + 100 * 100 = 13000$$

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

两次求值对比

0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	20	70	0	0

边1对应的矩阵

0	0	90	0	0
0	0	110	0	0
0	0	100	0	0
0	0	90	0	0
0	40	80	0	0

子图1对应的矩阵

0	0	0	0	0
0	0	30	0	0
80	80	100	80	70
20	0	0	0	10
0	0	0	0	0

子图2对应的矩阵

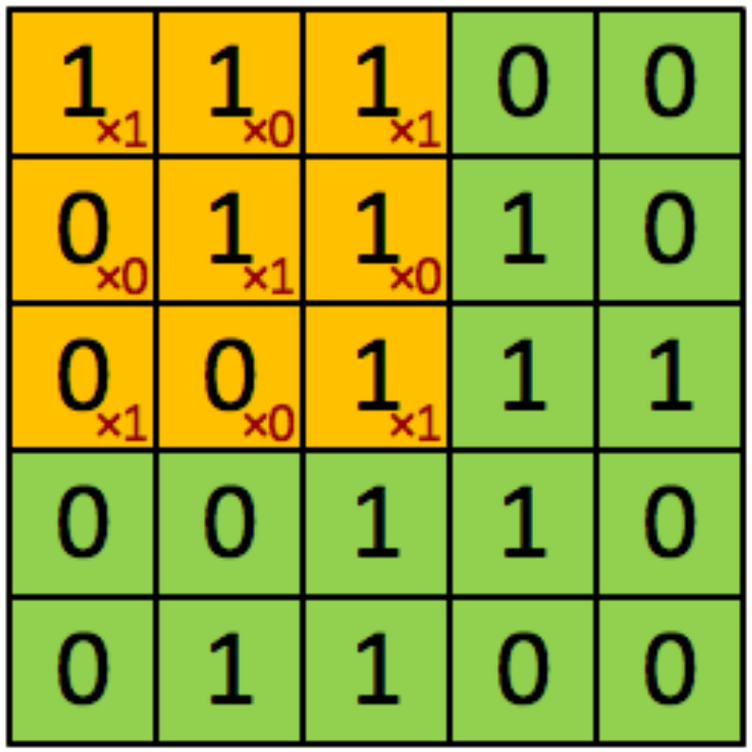
与“边”接近的“子图”，对应元素乘积的和较大，反之较小。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

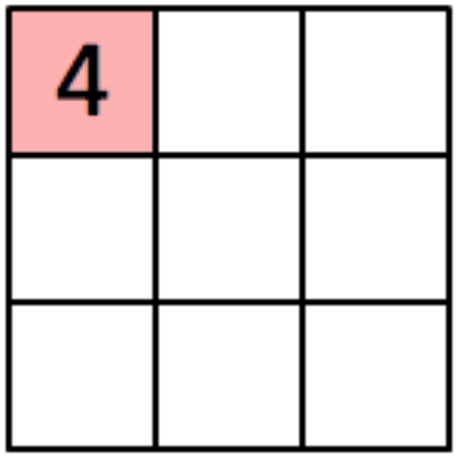
思考：只有与“边”相近的子图，对应元素乘积和才会较大吗?

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

卷积



Image



Convolved Feature

卷积隐含的原则是：输入（此处是图像）的一部分的统计特性与其他部分是一样的。

我们把3*3的“边”矩阵叫做卷积核(Convolution kernel)。右边的图是与卷积核运算的结果，我们把它叫做特征分布图，简称特征图(Feature map)。特征图反映了某个特征在某个输入（此处是图片）上的激活值。

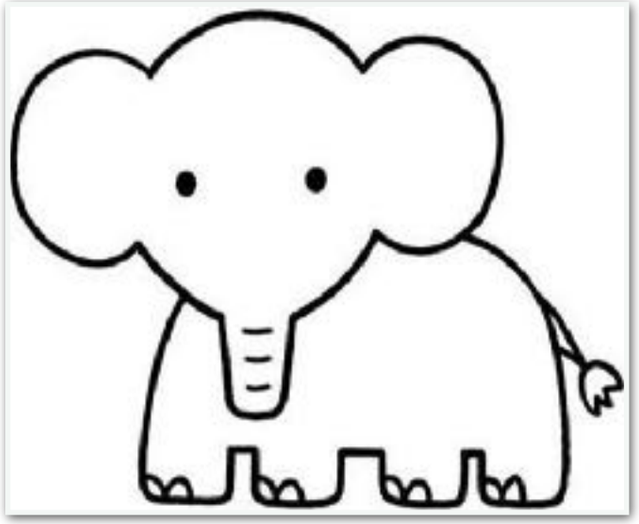
思考：卷积一定是逐步滑动吗?

将“边”与所有可能的子图运算，就是卷积的过程。

注意：上面，为了便于理解，我们使用了统计得到的卷积核，实际中我们通过训练获得卷积核。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

特征图



0	10	5	5	7	10	10	5	5	0	0	0
0	0	0	0	0	0	10	0	69	0	0	0
70	0	0	1	0	2	0	0	90	0	0	0
80	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0
20	40	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0
0	0	10	80	80	10	0	30	5	10	0	0
0	60	0	80	80	0	0	0	0	0	60	0
0	60	10	10	10	0	2	1	2	5	60	50
70		70	80	0	80	0	0	70	80	0	80
80	0	80	80	0	80	0	0	80	80		80

n个“边”通过卷积可以得到n个特征图。n个特征图就是原图的另一种表达形式。

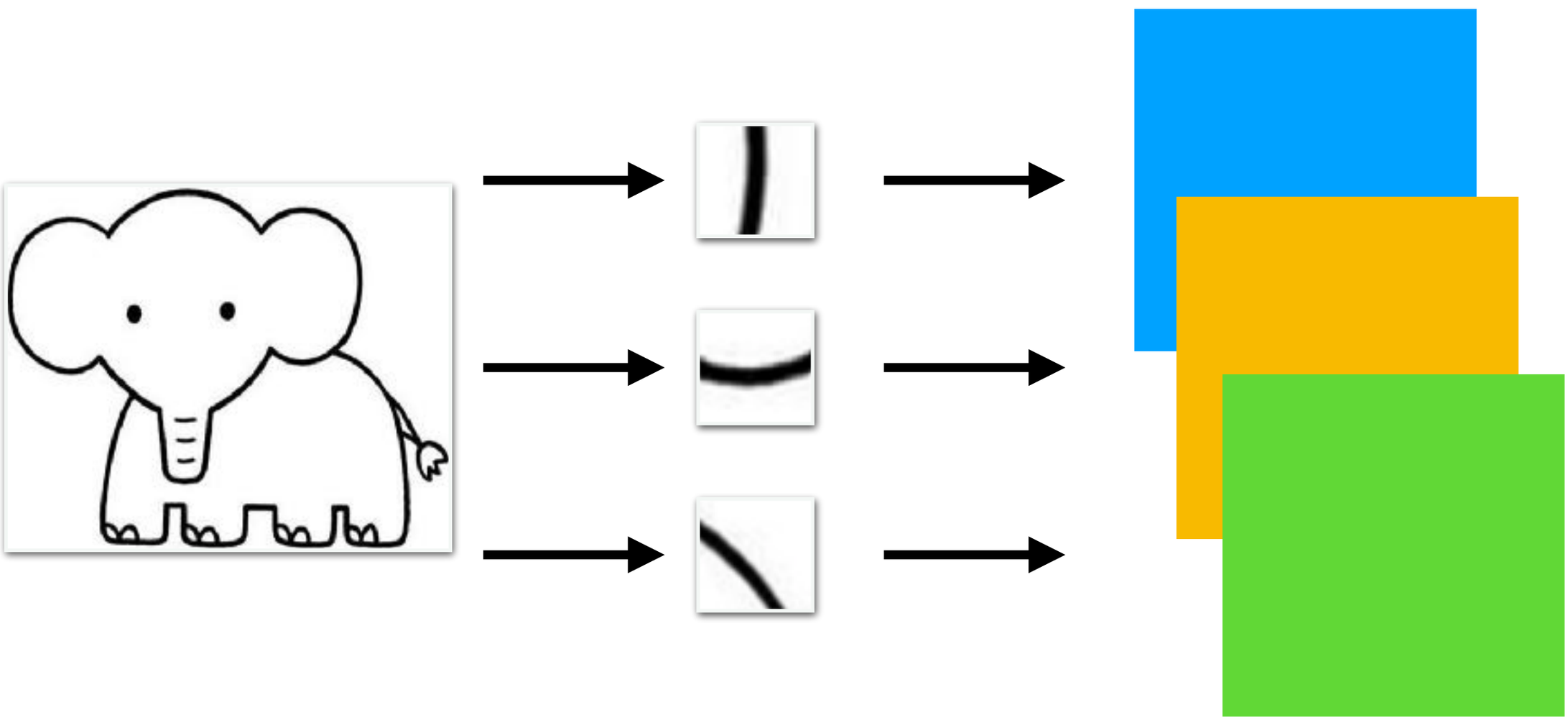
Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

思考：1个“边”的特征分布

图能表示图片的特征分布吗?

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

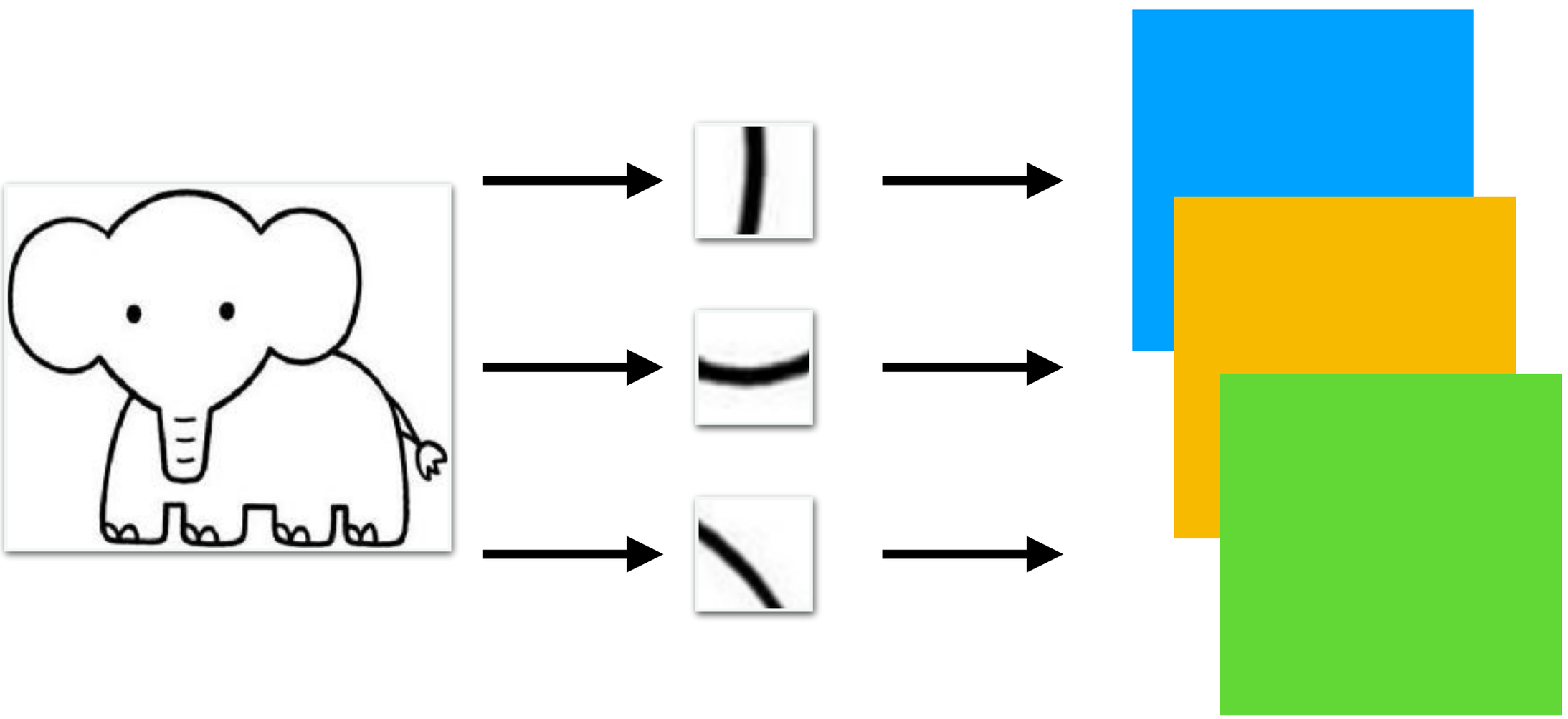
多核卷积



使用不同的卷积核（即“边”）可以得到不同的特征图。
不同的特征图代表了不同特征（“边”）在原图中的分布情况。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

特征图通道



n个卷积核卷积之后可以得到n个特征图，也被称为n个通道的特征图。

使用“通道”代替图片与特征图：1个通道卷积生成3个通道。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

多核卷积实例

一个手写数字“2”，使用20个卷积核卷积后的特征图。

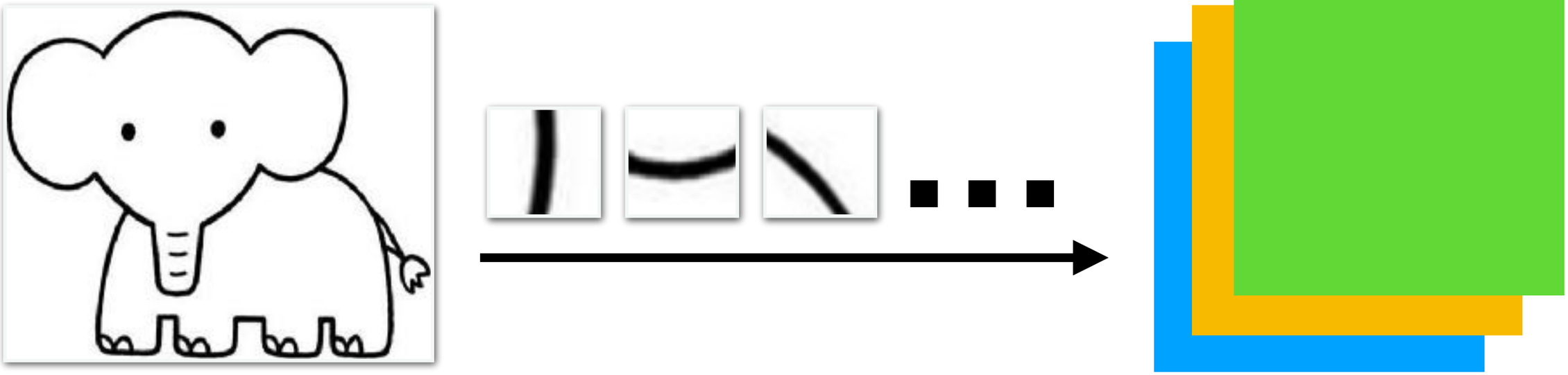
Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

思考：特征图保留了原图的那些信息?

特征图与原图的关系是什么?

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

特征图与原图的关系

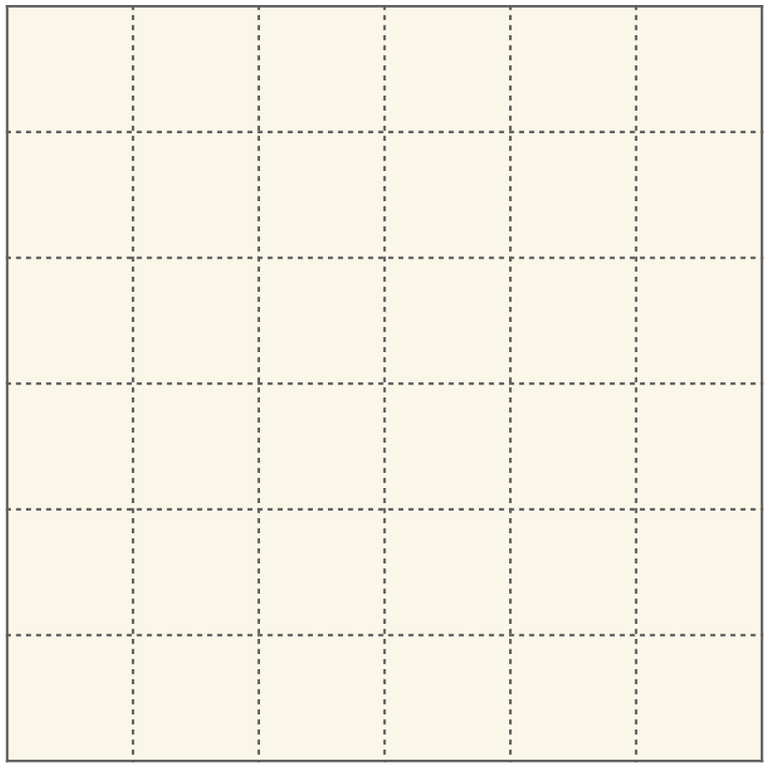


卷积核保留了原图的局部特征；特征图保留了局部特征的强弱和位置信息。

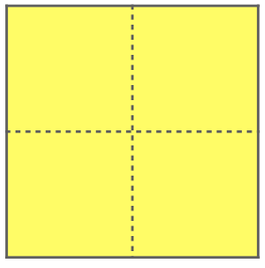
卷积核与特征图可以看做原图的另一种表达形式。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

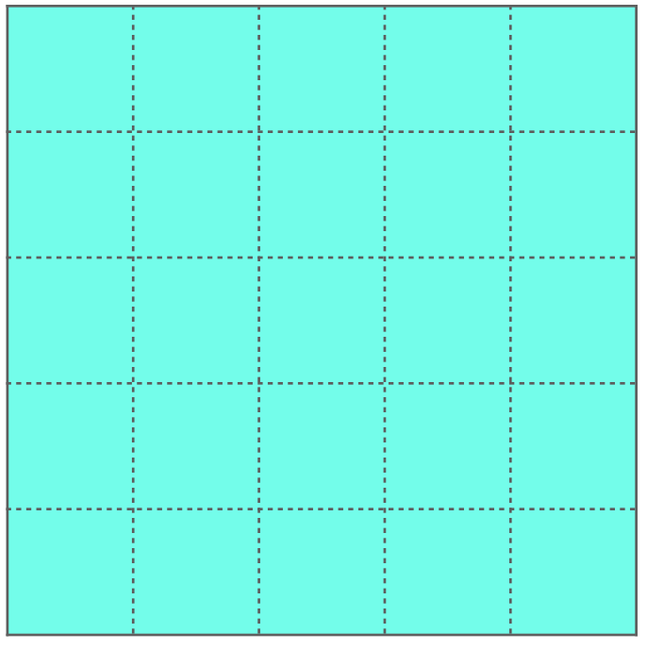
特征图与原图的大小关系



原图 6*6



卷积核 2*2



特征图 5*5

原图的大小大于特征图的大小

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

小练习

1. 对10px*10px的图片使用3px*3px的卷积核做卷积得到的特征图大小是多少?

2. 对10px*10px的图片使用2px*3px的卷积核做卷积得到的特征图大小是多少?

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

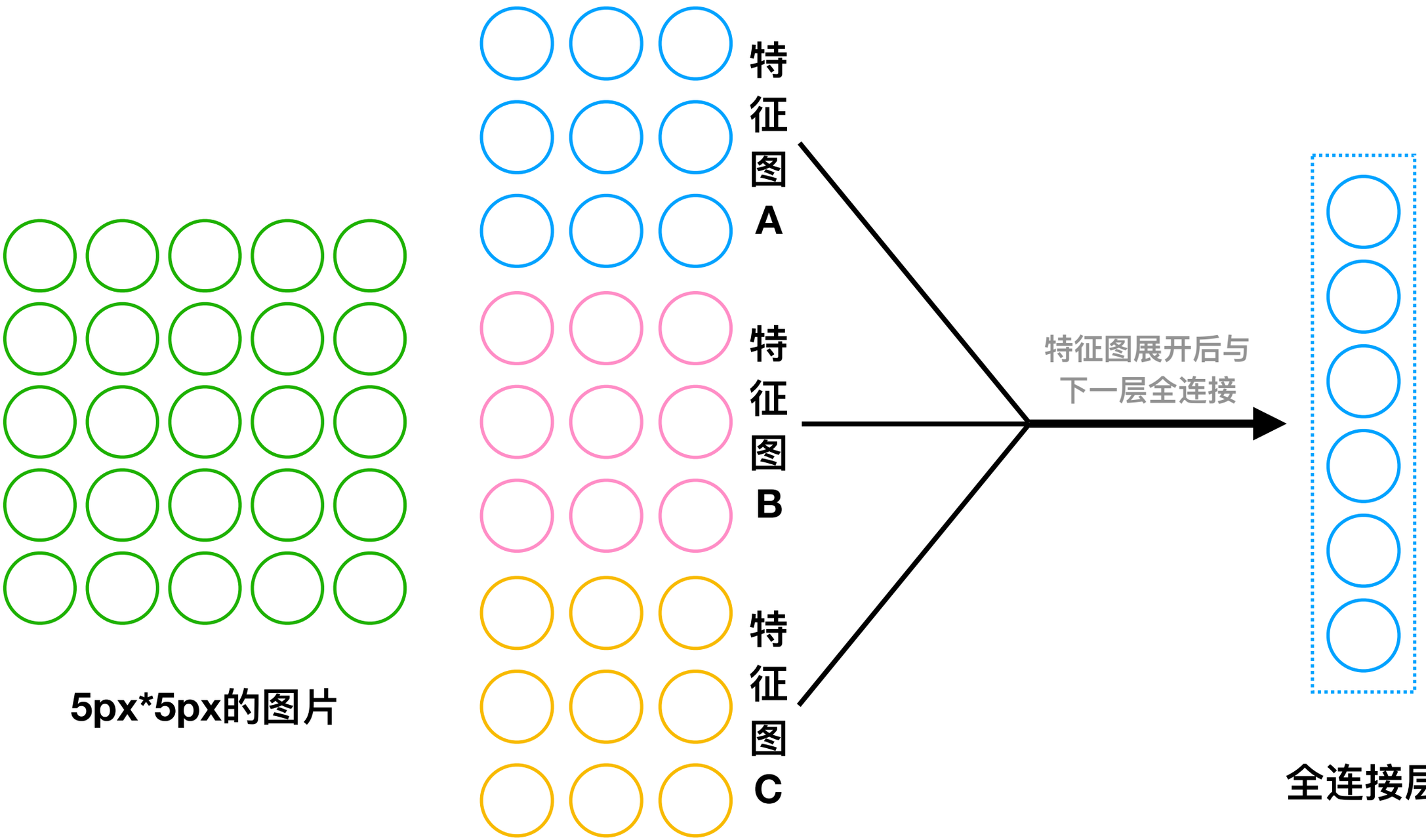
思考：卷积的本质是什么？ 特征提取

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

思考：可否使用特征图代替原图输入到神经网络？这样做有什么问题？

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

特征图作为输入



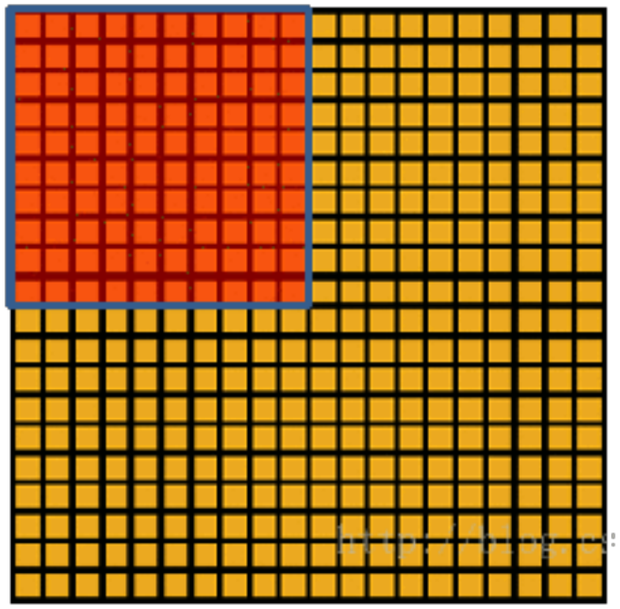
Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

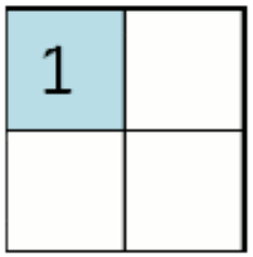
特征图直接作为输入的优缺点

- 保留了局部特征之间的关系。
- 特征图展开破坏了高维的位置信息。
- 直接使用特征图参数规模较大。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

特征图下采样——池化





滑动窗大小?

滑动步幅大小?

Convolved feature

Pooled feature

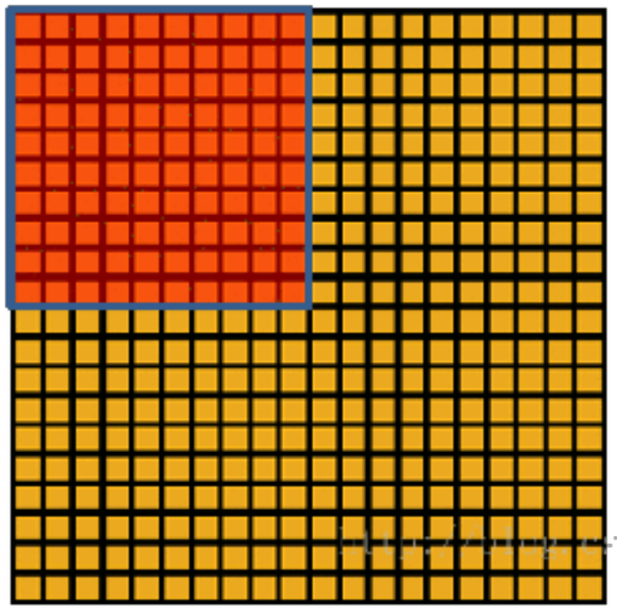
最大池化：取一个区域的最大值。

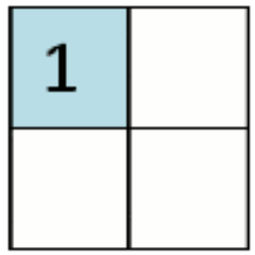
平均池化：取一个区域的平均值。

思考：池化时，滑动窗的滑动步幅一定是滑动窗的大小吗?

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

特征图下采样——池化





Convolved feature

Pooled feature

在允许损失少量信息的情况下，对特征图进行下采样。池化使得图像获得了一定的平移不变性。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

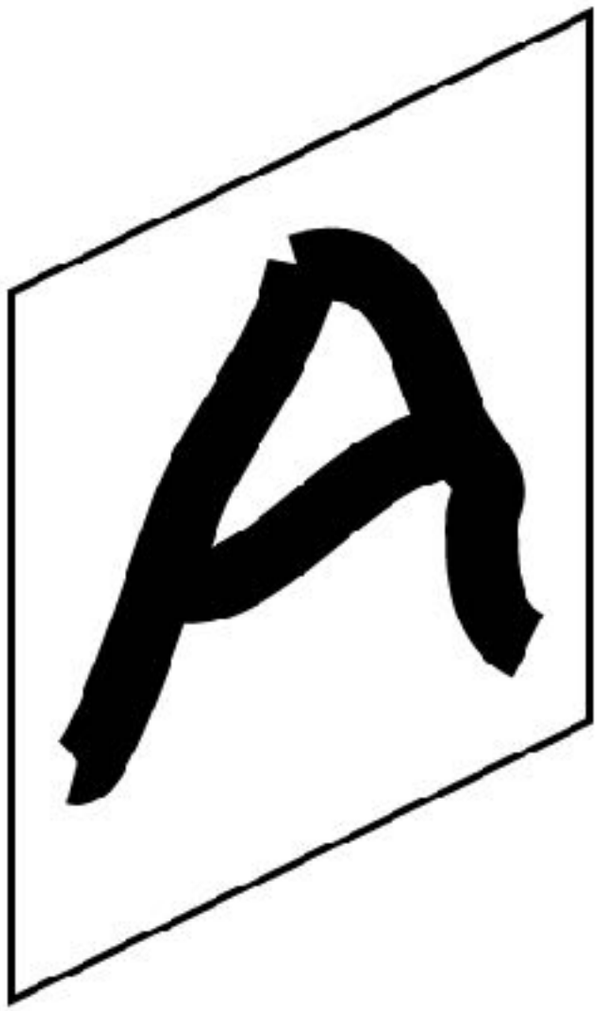
小练习

1. 对6*6的特征图使用3px*3px的滑动窗做池化得到的新特征图大小是多少?

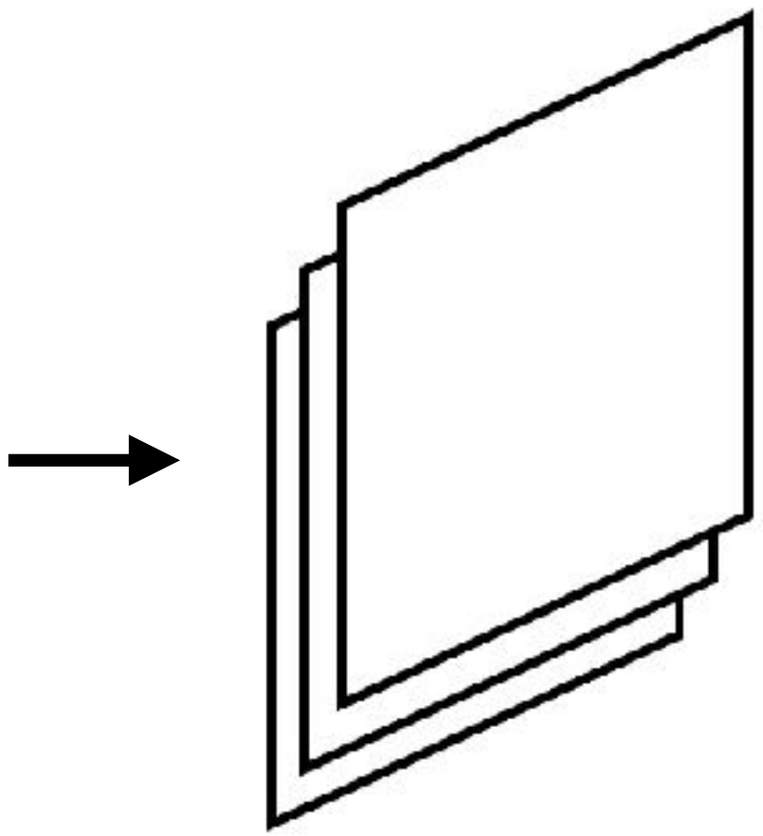
2. 对10px*10px的图片使用5个3*3的卷积核做卷积得到的特征图，再以4*4的滑动窗做池化，得到了几张特征图？每张特征图的大小是多少?

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

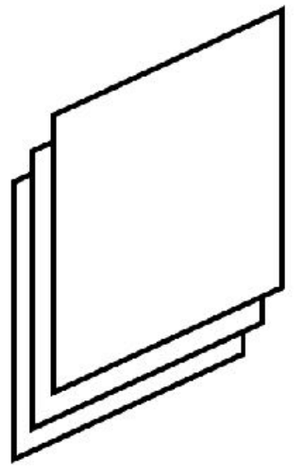
卷积与池化组合



28*28像素的图像



3个由5*5卷积核得到
的特征图：3*24*24



3个6*6池化核池化后
的特征图：3*4*4

通过卷积与池化，可以有效的提取数据中的特征，并达到降低输入纬度的目的。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

卷积神经网络:LeNet

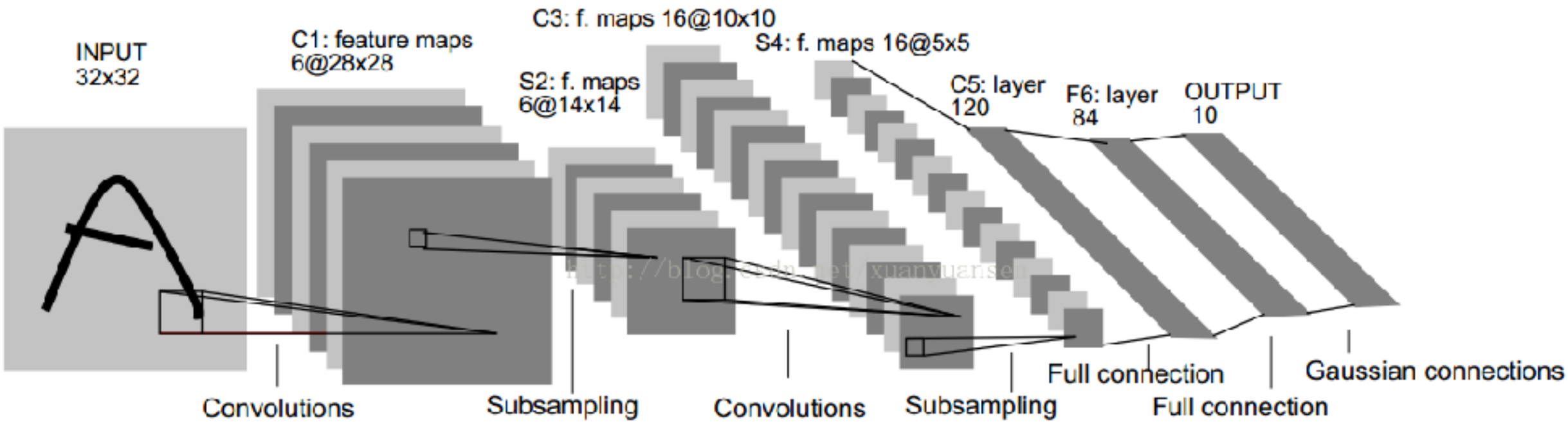
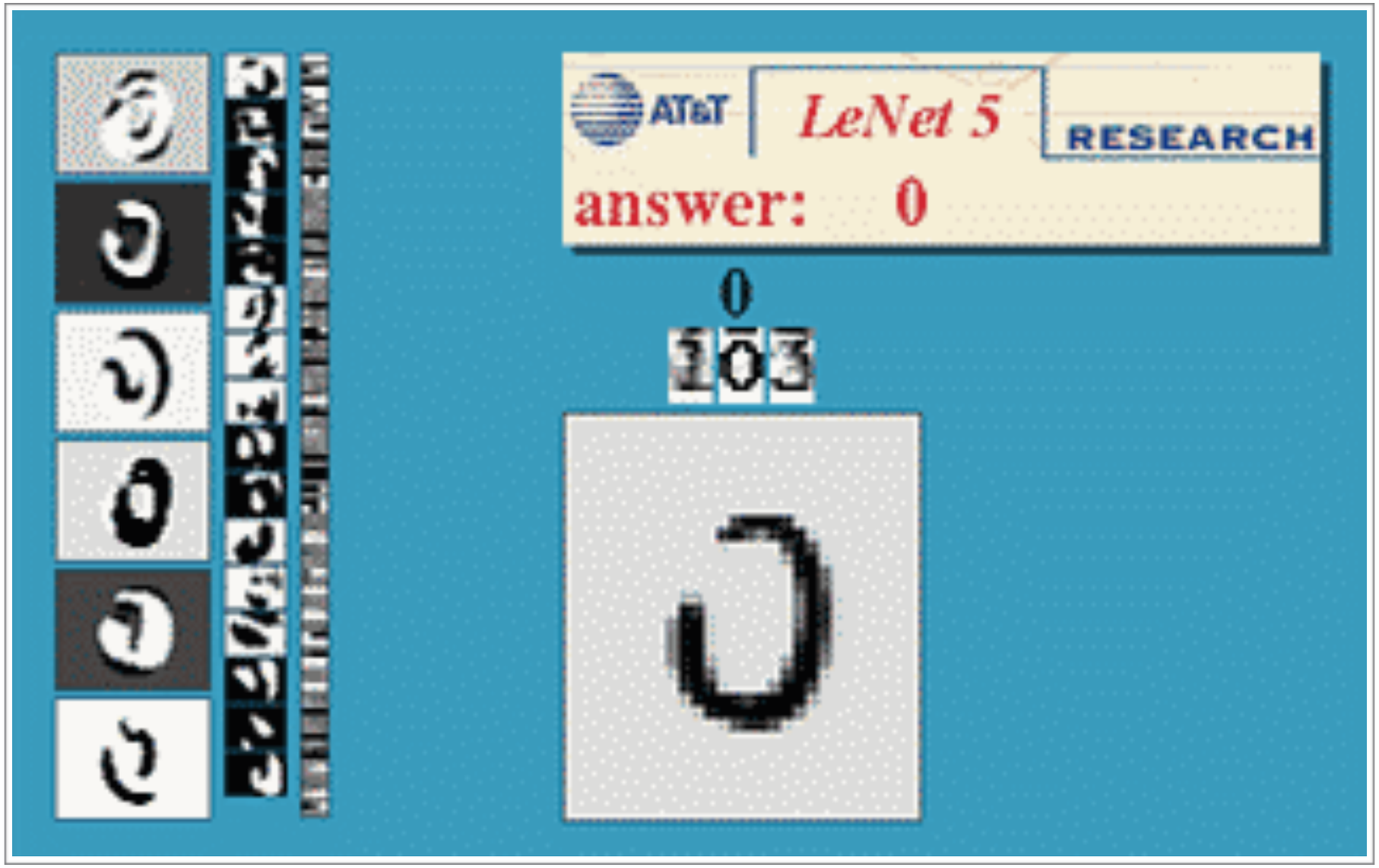


Fig. 2. Architecture of LeNet-5, a Convolutional Neural Network, here for digits recognition. Each plane is a feature map, i.e. a set of units whose weights are constrained to be identical.

论文：**《Gradient-Based Learning Appliea to Document Recognition》**

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

卷积神经网络:LeNet



LeNet曾是美国各大银行等大机构最常用的识别手写体的算法。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

小结

- 卷积神经网络包含有卷积层与池化层，可以降低数据纬度，并有效提取特征。

- 卷积利用了数据的局部相关性，可以进行特征提取。

- 卷积得到的是卷积核所代表的特征在原图上的分布情况，即特征图。

- 一个卷积核可以得到一个特征图，通常我们需要多个卷积核才能完整提取图片特征。

- 通过下采样（池化）可以降低特征图的维度。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

下节内容

- 多通道卷积。
- 卷积相关的计算。
- 卷积与池化的灵活应用。

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com

THANKS

Author:WangQi
Email:wangqikaixin@gmail.com