



医学图像识别

的新型技术路径

—— 深度学习技术在医学图像识别中的应用

CIDA 数据分析师  
www.cida.cn

医杰影像研究院 邵学杰

# 什么是机器的深度学习？



## 传统的CT图像识别原理

图像的灰度，纹理，边界，密度等变量采用特征提取器的办法，多数要人工赋值，浅层学习的结果是很难识别，有效率不高。



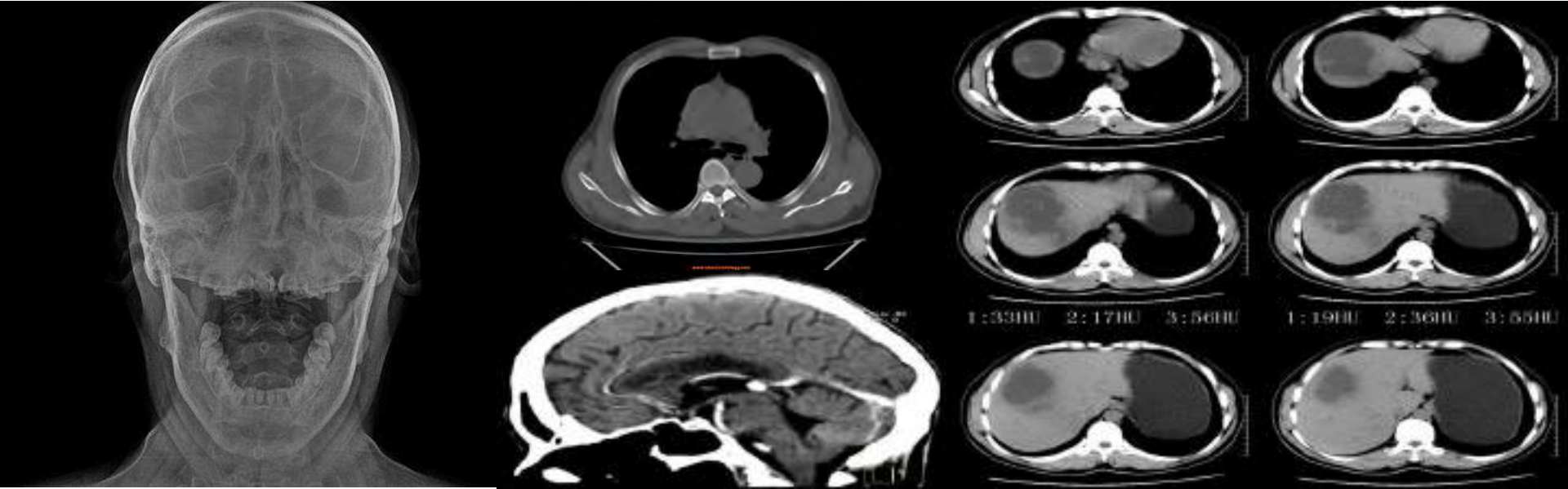
## 深度的神经网络，特别是卷积神经网络的原理

- 极少的人工干预，更多的机器自适应
- 在图像识别上有重大的进展

CDA 数据分析师  
www.cda.cn



## 机器可以看病吗？

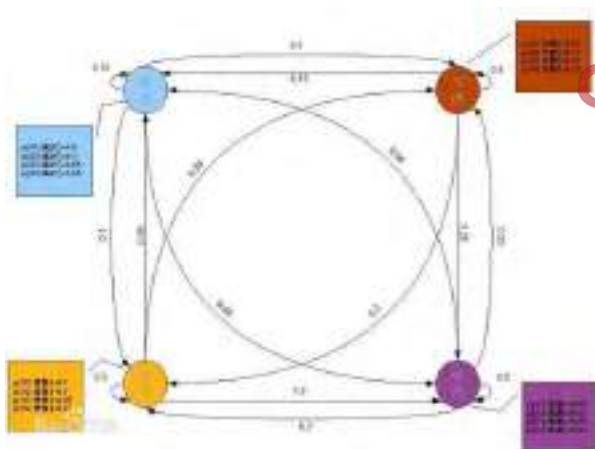
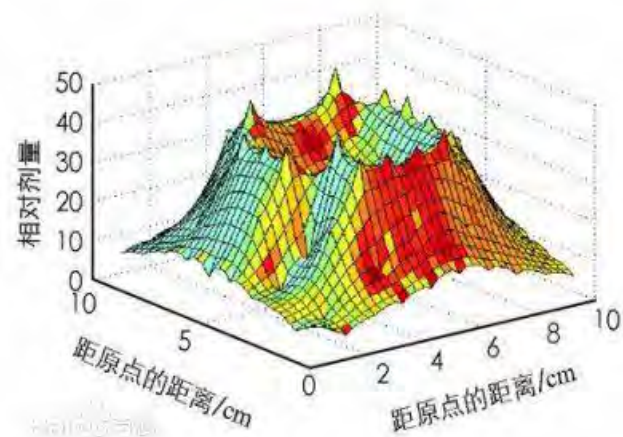
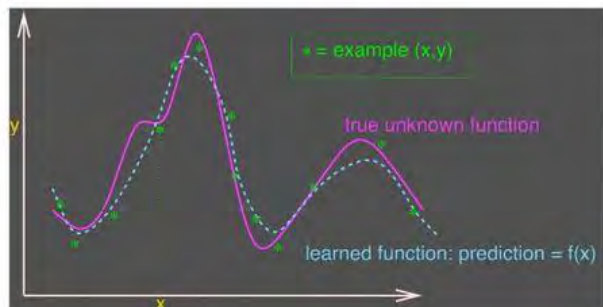


CDA 数据分析师

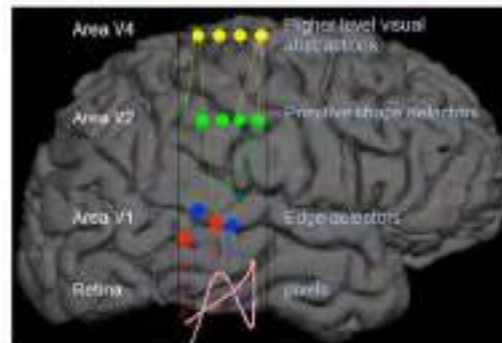
医学图像主要包括超声、X射线计算机断层摄影(CT)、核磁共振(MRI)、数字血管剪影(DSA)、正电子断层摄影(PET)等。在医学图像分析领域，主要有图像分割，图像配准与信息融合，时序图像分析和基于内容的图像检索等研究方向。随着医学影像技术的快速发展，医学图像分析步入大数据时代，如何从海量医学图像数据中挖掘出有用知识，从而为临床诊疗和科学研究提供更充分的依据，已经成为了学术界和工业界的研究热点。

医学图像的学习成本高昂,学习曲线漫长

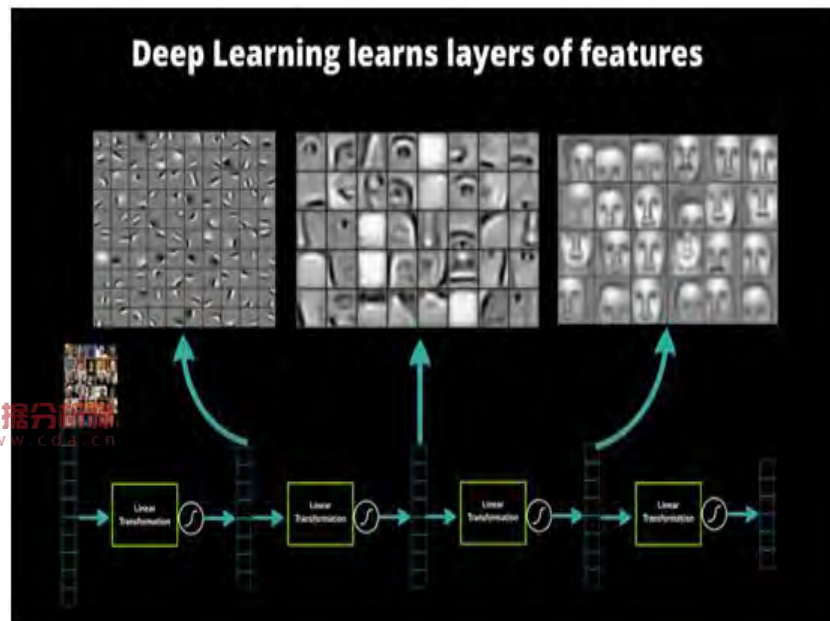
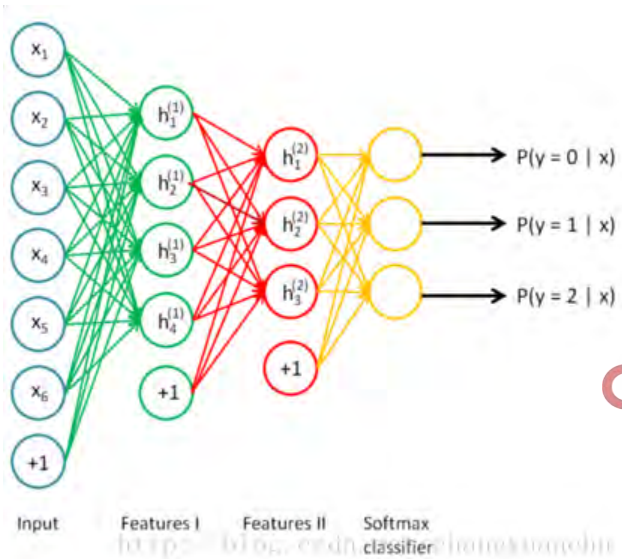
## Easy with Few Variations



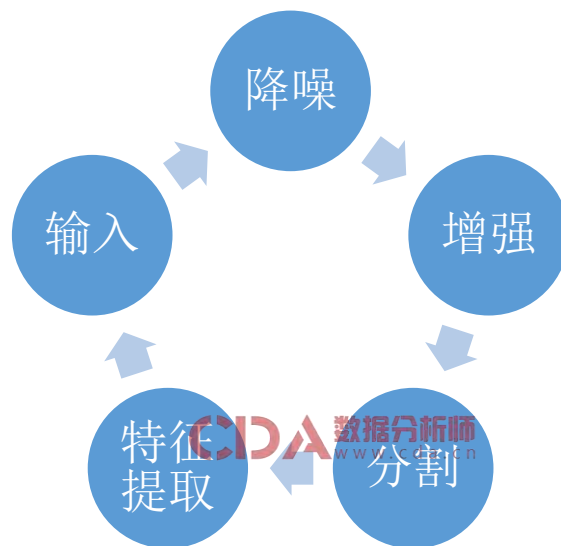
## Deep Architecture in the Brain



# 医学图像模式识别的传统与现代方法: 特征提取的人工与机器



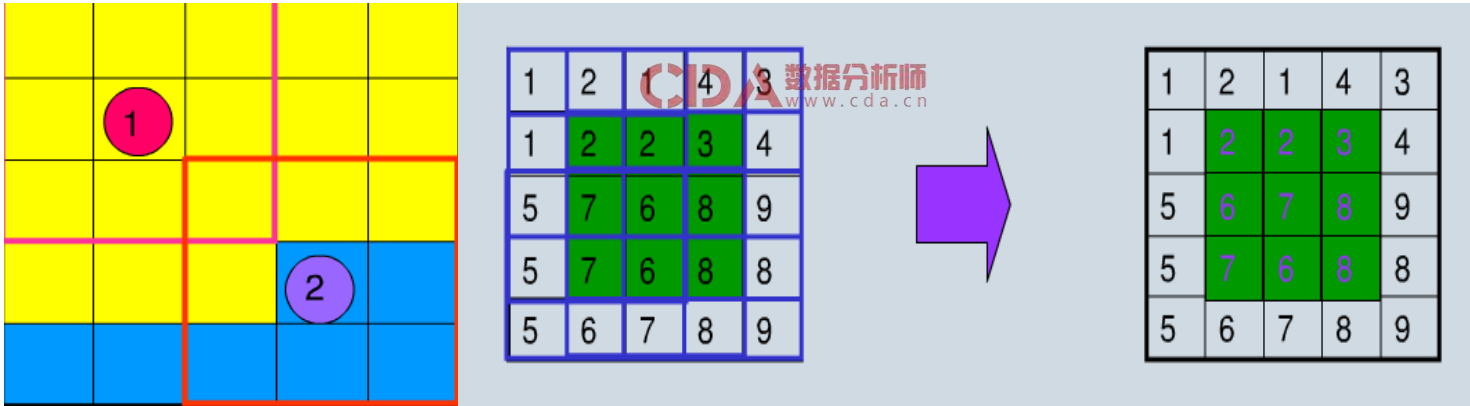
## 乳腺CT的传统识别方法：SVM（支持向量机）



实现了基于灰度共生矩阵的纹理特征和灰度统计特征提取方法、基于形状特征提取方法。由于纹理特征中只有少数特征具有决定性的意义，因此我们应找出特定性特征并提出简单的规则，以快速地确定病人的病情。


# KNN平滑滤波器的基本原理

- 1) 以待处理像素为中心，作一个 $m*m$ 的作用模板。
- 2) 在模板中，选择 $K$ 个与待处理像素的灰度差为最小的像素。
- 3) 将这 $K$ 个像素的灰度均值替换掉原来的像素值。



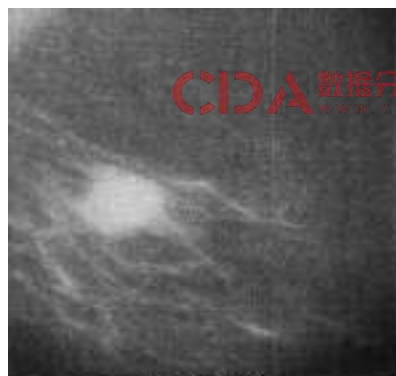
## KNN降噪与直方图增强

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

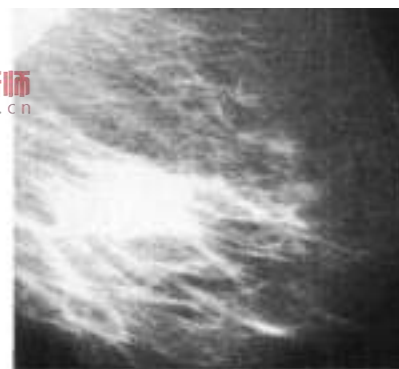


2	7	1	4	6
3	2	3	1	4
5	5	5	8	9
5	7	5	9	8
1	2	7	5	5

$$(4+5+5+5)/4=4.75 \approx 5$$



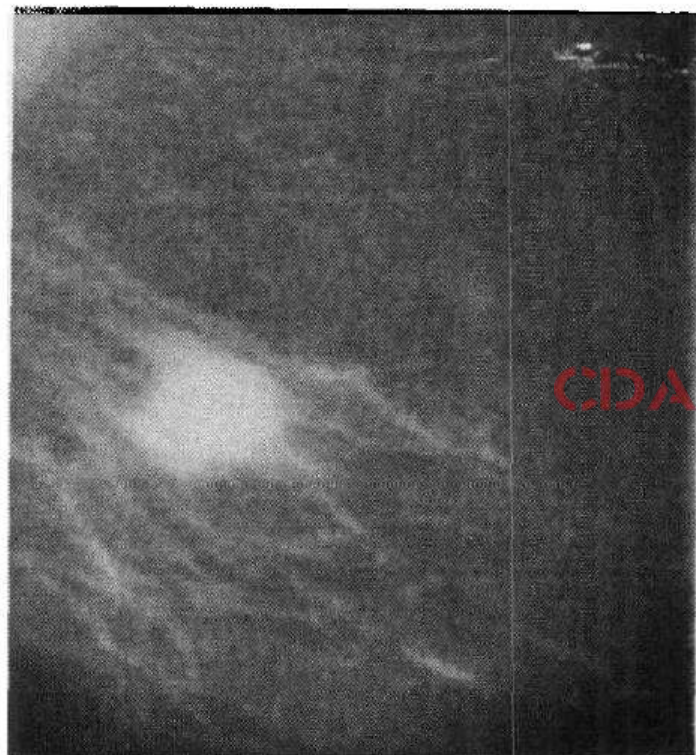
原始图像



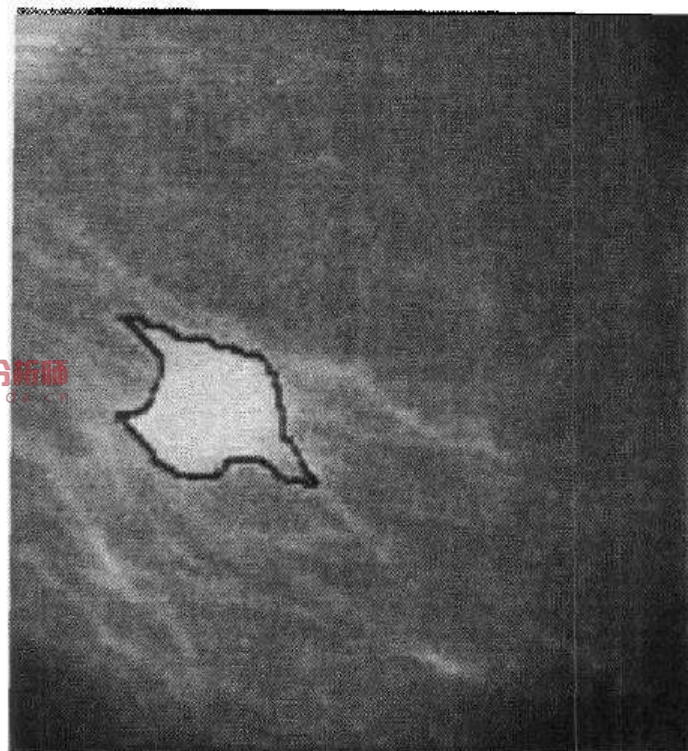
直方图均衡化增强



## 图像分割

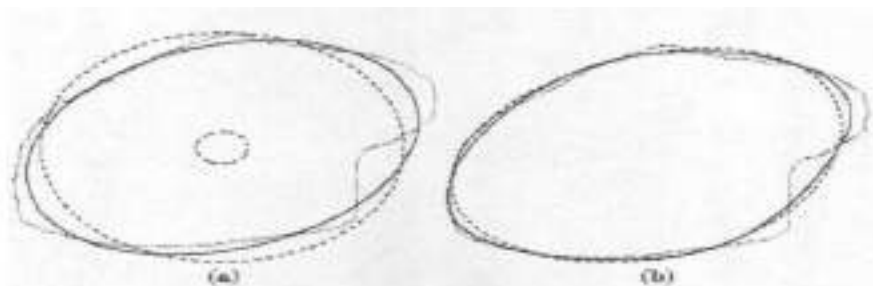


原始图像

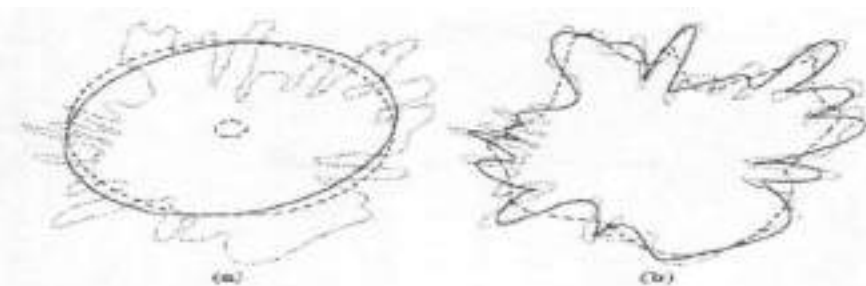


分割肿瘤边界图

## 特征提取



用傅里叶描述子恢复良性肿瘤的边缘形状。  
(a) $k=1$ 得到虚线小圆， $k=-1$ 得到虚线大圆， $k=\{-1, 0, 1\}$ 得到一个实线椭圆(b) $k=\{-3, 3\}$ 得到虚线椭圆， $k=\{-4, 4\}$ 得到实线椭圆。点线曲线为真实的良性肿瘤边界曲线。



用傅里叶描述子恢复恶性肿瘤的边缘形状。  
(a) $k=1$ 得到虚线小圆， $k=-1$ 得到虚线大圆， $k=\{-1, 0, 1\}$ 得到一个实线椭圆(b) $k=\{-15, 15\}$ 得到虚线曲线， $k=\{-25, 25\}$ 得到实线曲线。点线曲线为真实的恶性肿瘤边界曲线。

CDA 数据分析师  
www.cda.cn

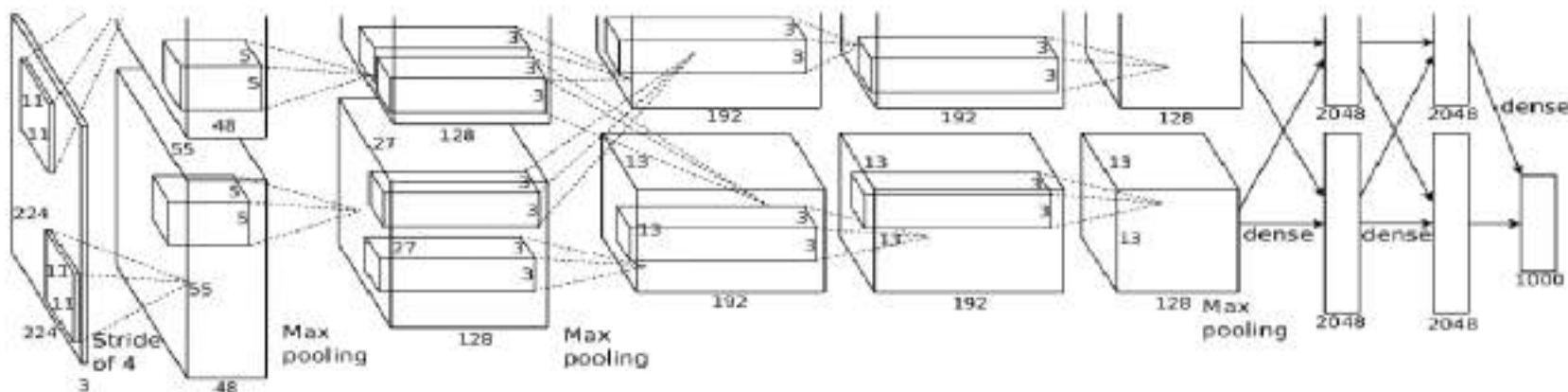
大多数情况下,良性肿瘤的边缘较为清晰且较规则,恶性肿瘤的边缘模糊不清且不规则。然而,存在这样一些良性乳腺癌,比如纤维性瘤和胞囊肿块,其边界也是模糊不清的。因此,按照肿瘤的形状特征分类是进一步精确分类良性肿瘤和恶性肿瘤的关键。但实际问题中常常不容易找到那些最重要的特征,这就使特征选择和提取成为模式识别、数据挖掘中最困难的任务之一。

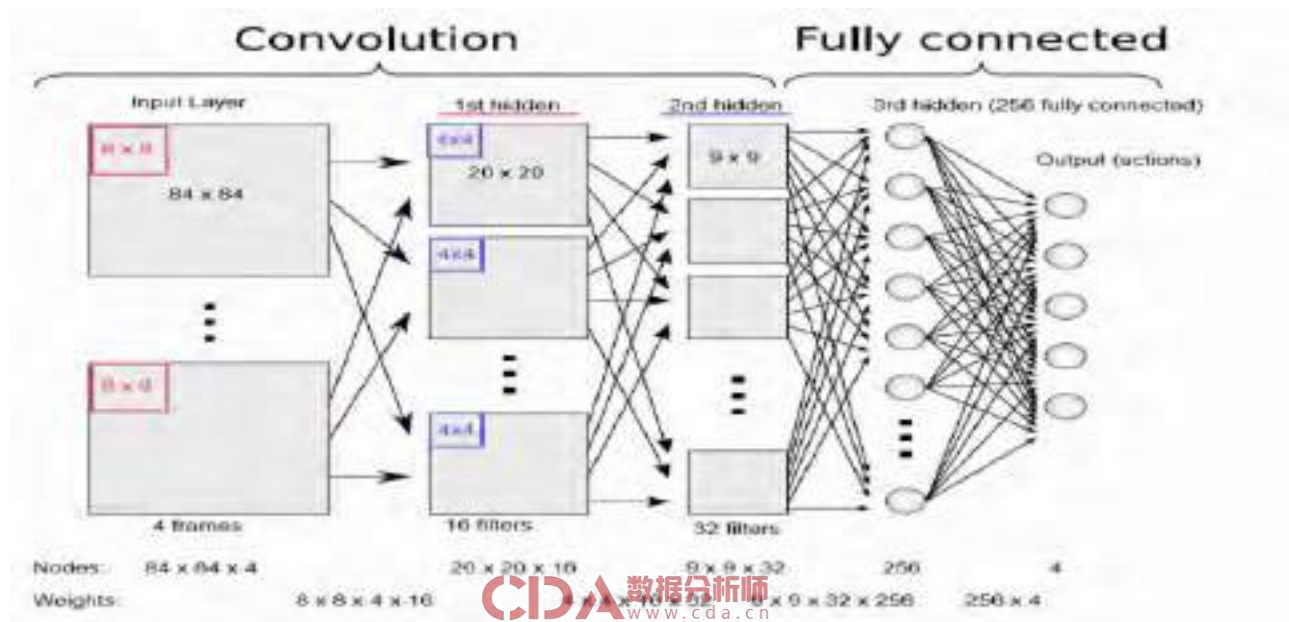
## 经典的图像算法小结

- 1)首先对乳腺癌图像做基本预处理,包括图像去噪、图像增强、图像感兴趣区域分割等。
- 2)其次根据所提取的7个不变矩、3个边界矩、4个弦长分布统计值和1个傅里叶描述子并变形成为图像的特征向量,将以上15个特征值作为分类器的输入。
- 3)接下来按照分类器实现过程实现病例良性、恶性的判定。实验结果表明有84%的分类准确率,在10个恶性样本中只有2个样本被正确分类,在90个良性样本中有82个被正确分类。

## 深度学习的案例

- 1)局部连接，指的是卷积神经网络的每个神经元只与前层的部分神经元相连接（通常是连在一起的部分）。该特征源于图像的空间联系只有局部比较紧密，较远的像素之间关联度不高。同时该点也是受生物中的视觉系统启发，生理实验表明视觉皮层的神经元只对特定区域的刺激有响应。
- 2)特征图，一个卷积层包含多个特征图，不同的特征图用于提取不同的特征。
- 3)共享权值，指的是在同一个特征图中，所有神经元共用一个权值矩阵。
- 4)池化，通常包括均值池化和最大池化。顾名思义，就是对每个特征图中的每个神经元附近指定的范围进行均值或取最大值。池化的原因是特征通常存在于一个区域内，进行池化不但可以精炼特征，而且还可以降低维度。

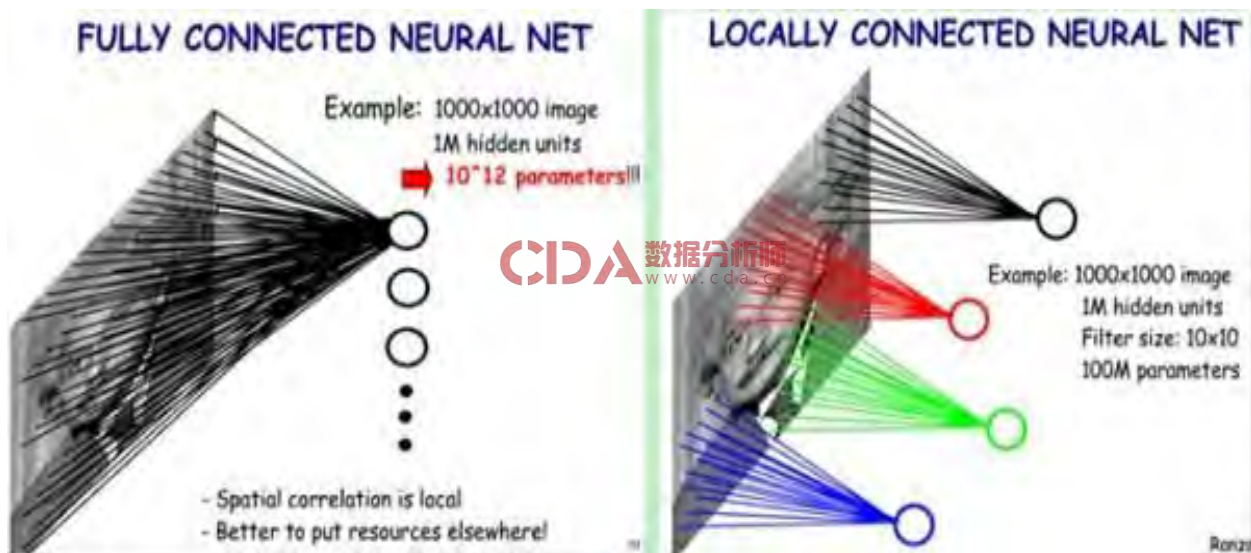




在图像处理中，往往把图像表示为像素的向量，比如一个 $1000 \times 1000$ 的图像，可以表示为一个 $1000000$ 的向量。如果隐含层数目与输入层一样，即也是 $1000000$ 时，那么输入层到隐含层的参数数据为 $1000000 \times 1000000 = 10^{12}$ ，这样就太多了，基本没法训练。

# 卷积神经网络的主要特点

第一种神器叫做局部感知野



# 卷积神经网络的主要特点

第二级神器，即权值共享

1 <sub>x<sub>0</sub></sub>	1 <sub>x<sub>0</sub></sub>	1 <sub>x<sub>1</sub></sub>	0	0
0 <sub>x<sub>0</sub></sub>	1 <sub>x<sub>1</sub></sub>	1 <sub>x<sub>0</sub></sub>	1	0
0 <sub>x<sub>1</sub></sub>	0 <sub>x<sub>0</sub></sub>	1 <sub>x<sub>1</sub></sub>	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Image

4		

Convolved Feature

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Image

4	3	4

Convolved Feature

1	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	0	1	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

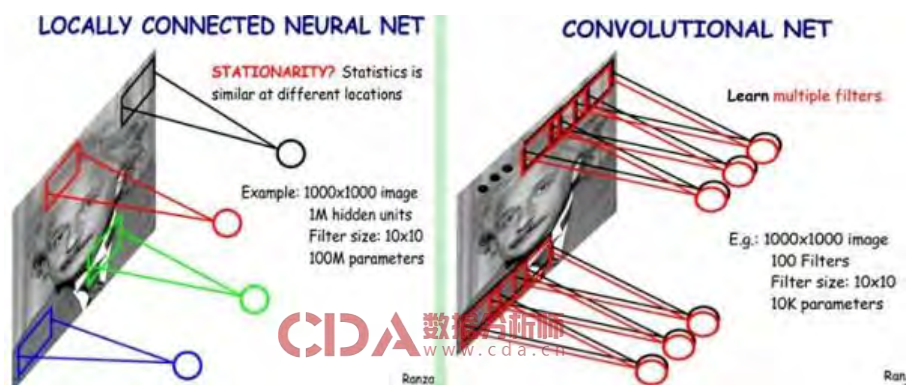
Image

4	3	4
2	4	3
2	3	4

Convolved Feature

# 卷积神经网络的主要特点

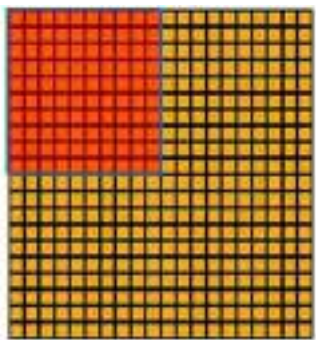
## 多卷积核



只有100个参数时，表明只有1个100\*100的卷积核，显然，特征提取是不充分的，我们可以添加多个卷积核，比如32个卷积核，可以学习32种特征。在有多个卷积核时，如下图所示：



## 卷积神经网络的主要特点



Convolved  
feature

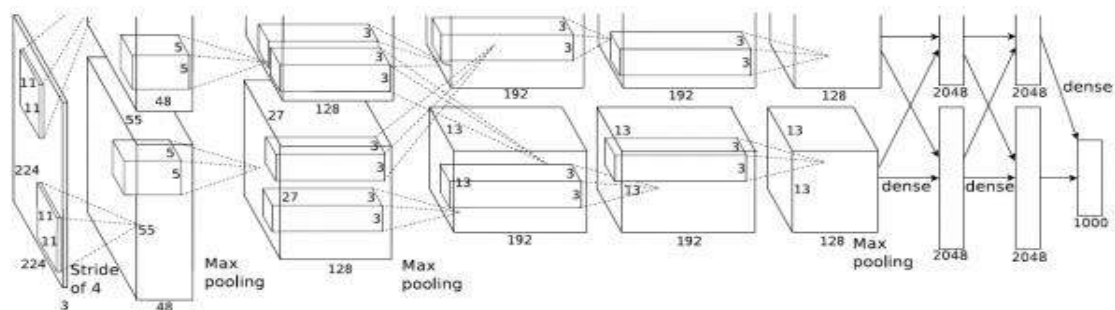


Pooled  
feature

池化

在通过卷积获得了特征 (features) 之后，下一步我们希望利用这些特征去做分类。理论上讲，人们可以用所有提取得到的特征去训练分类器，例如 softmax 分类器，但这样做面临计算量的挑战。例如：对于一个 96X96 像素的图像，假设我们已经学习得到了 400 个定义在 8X8 输入上的特征，每一个特征和图像卷积都会得到一个  $(96 - 8 + 1) \times (96 - 8 + 1) = 7921$  维的卷积特征，由于有 400 个特征，所以每个样例 (example) 都会得到一个  $892 \times 400 = 3,168,400$  维的卷积特征向量。学习一个拥有超过 3 百万特征输入的分类器十分不便，并且容易出现过拟合 (over-fitting)。

## 卷积神经网络的主要特点



输入：224×224大小的图片，3通道

第一层卷积：5×5大小的卷积核96个，每个GPU上48个。

第一层max-pooling：2×2的核。

第二层卷积：3×3卷积核256个，每个GPU上128个。

第二层max-pooling：2×2的核。

第三层卷积：与上一层是全连接，3\*3的卷积核384个。分到两个GPU上个192个。

第四层卷积：3×3的卷积核384个，两个GPU各192个。该层与上一层连接没有经过pooling层。

第五层卷积：3×3的卷积核256个，两个GPU上个128个。

第五层max-pooling：2×2的核。

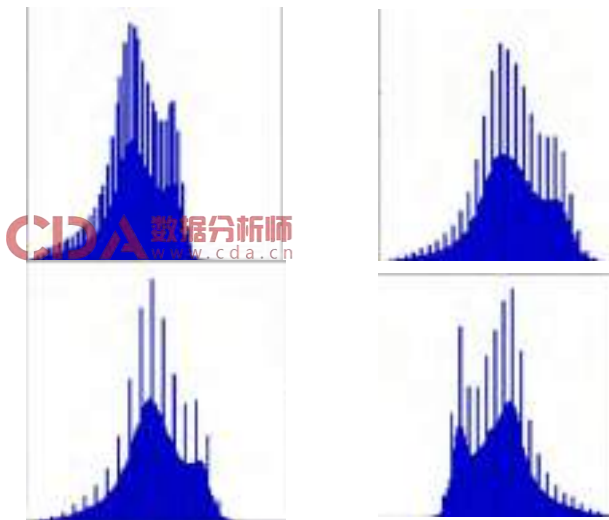
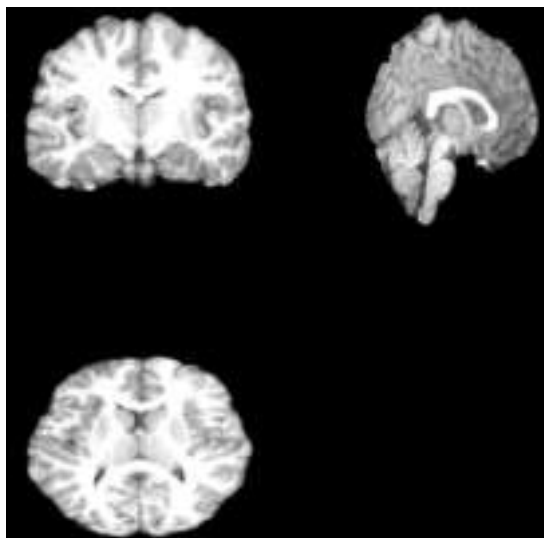
第一层全连接：4096维，将第五层max-pooling的输出连接成为一个一维向量，作为该层的输入。

第二层全连接：4096维

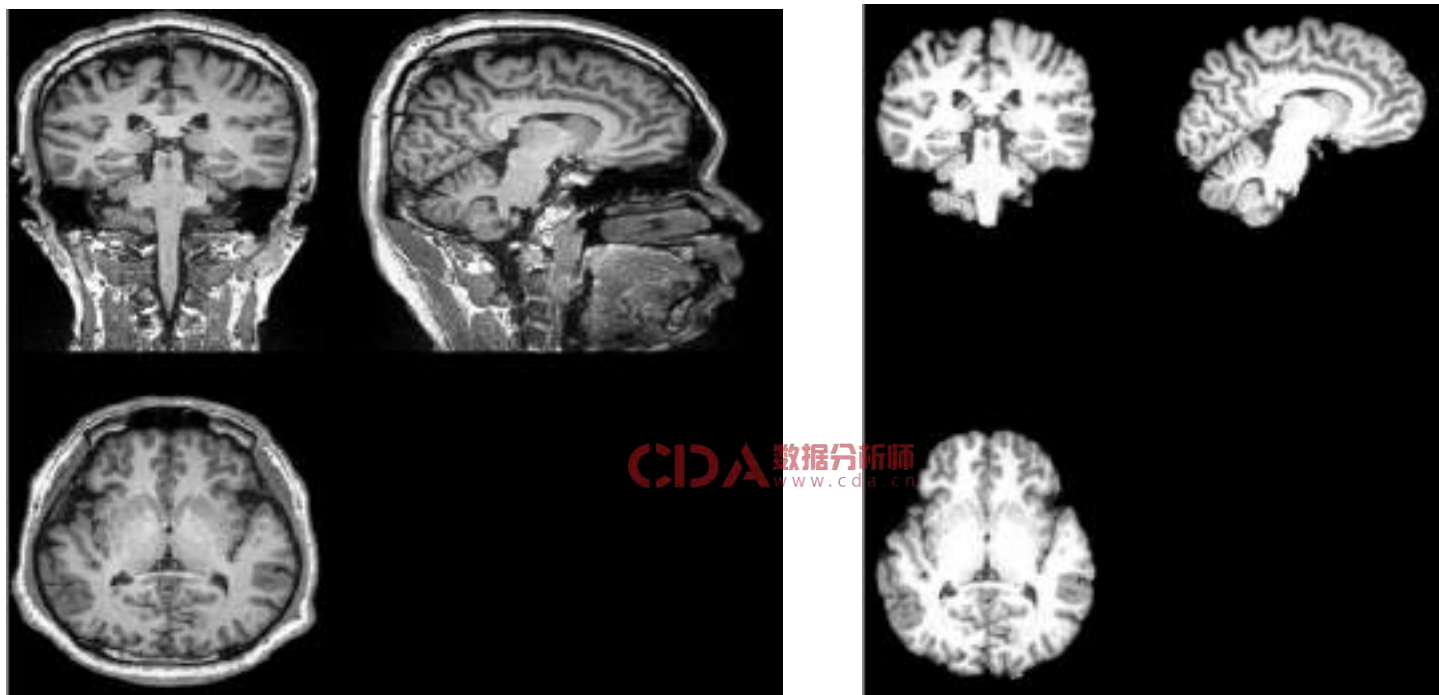
Softmax层：输出为1000，输出的每一维都是图片属于该类别的概率。

## 深度学习的MRI图像分类重建案例

segTRI\_ana 分割集将影像总共分为4个类型：背景、脑脊液 (Cerebrospinal Fluid, CSF)、灰质 (Gray Matter, GM)和白质 (White Matter, WM), 分别对应数值0、1、2、3。

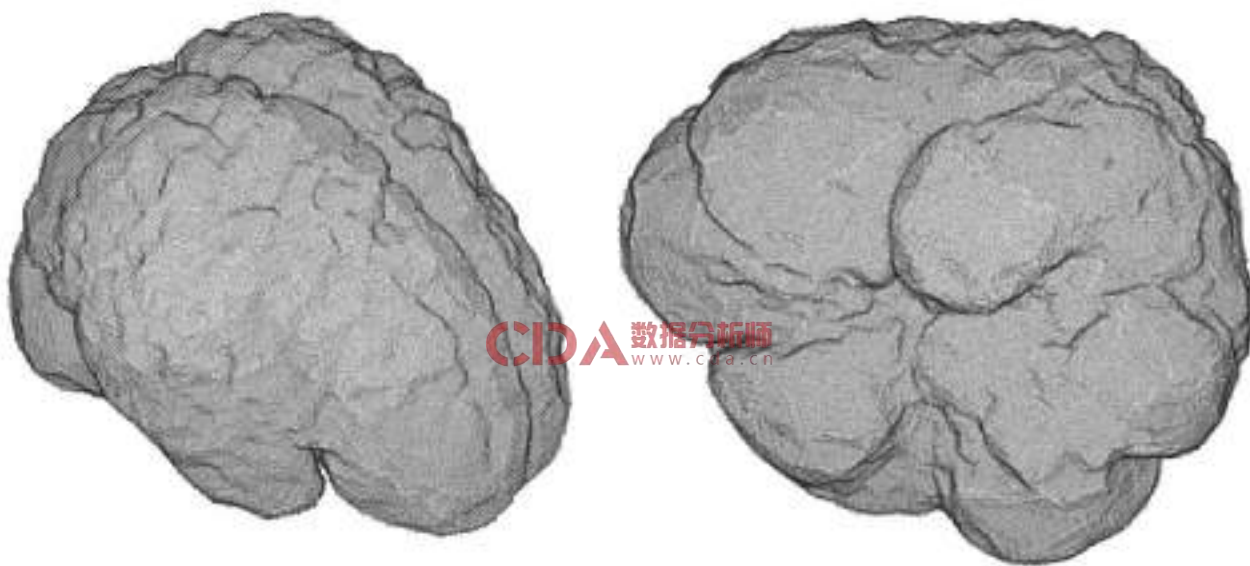


## 深度学习的MRI图像分类重建案例



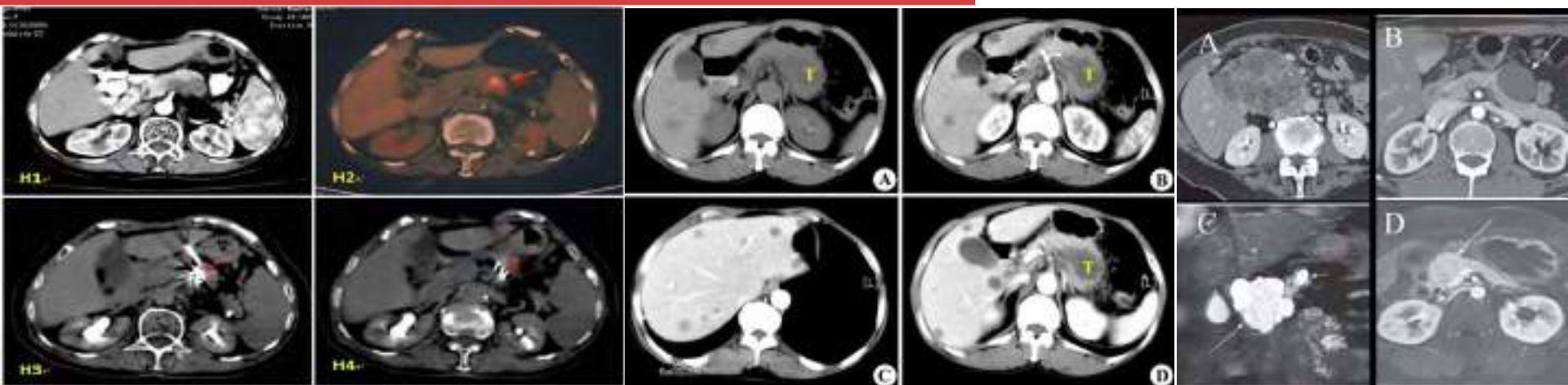
分割效果测试数据的三视图显示

## 深度学习的MRI图像分类重建案例

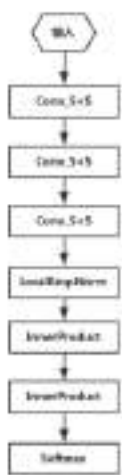


(a) 分割前测试数据的重建图

# 深度学习的医学图像识别案例



类型	Patch size	Stride	输出单元数
Convolution	5×5	1	64
Convolution	5×5	1	256
Convolution	5×5	1	768
Dropout(50%)			
LRN			
InnerProduct			768
InnerProduct			4
Softmax			4



CDA 数据分析师  
www.cda.cn

	CSF	GM	WM
	0.7192	0.9050	0.8664
	0.7300	0.9010	0.8622
	0.8114	0.9395	0.9107
	0.8325	0.9396	0.9126
	0.7666	0.8893	0.8321
	0.7660	0.8860	0.8285
	0.8112	0.8735	0.8498
	0.7927	0.8681	0.8439

## 医学图像模式识别的传统方法：SVM（支持向量机）

推理机时代

决策支持系统

浅层机器学习

深度机器学习

支持向量机堪称最有效的数据分类工具。主要的特点就是以极小的样本量也能够推演全体的数据算法。在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势，并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中。

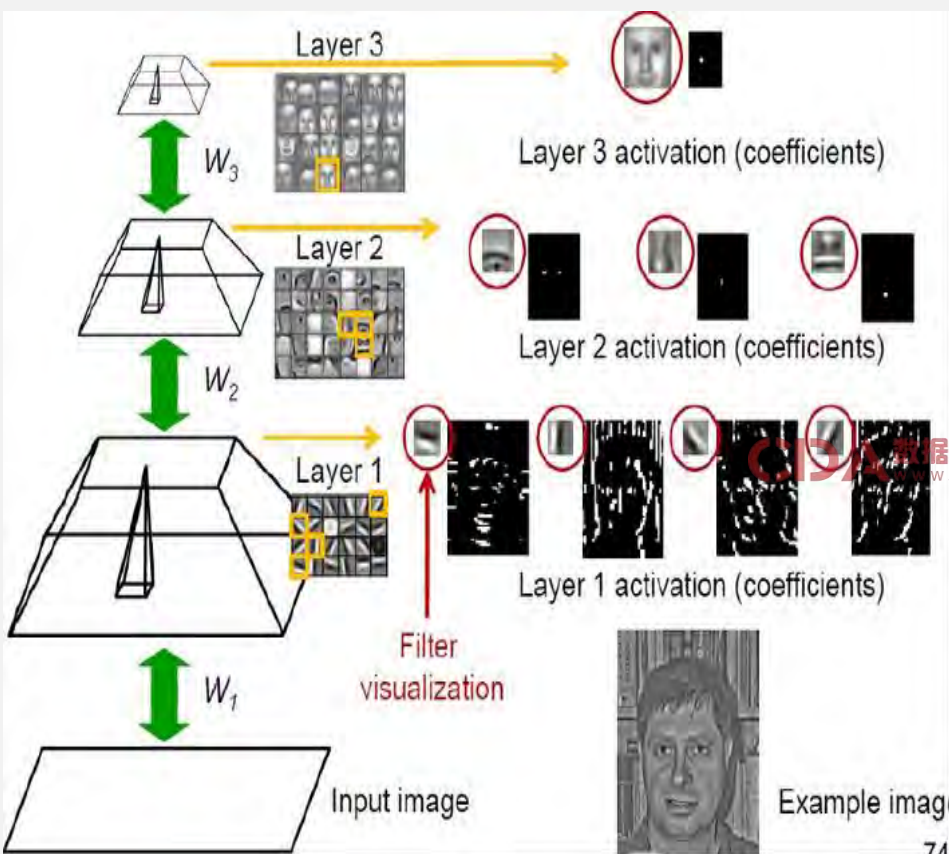
[www.cda.cn](http://www.cda.cn)

描述性建模

知识性建模

预测性建模

# 深度学习的基本思想总结





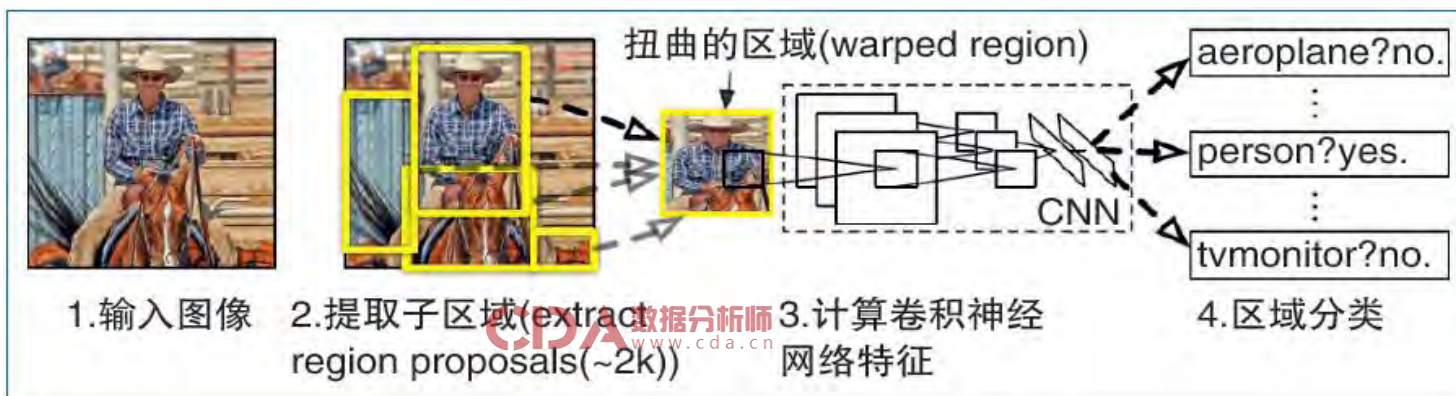


图2 区域卷积神经网络流程图<sup>[9]</sup>

感谢聆听！

邵学杰 13801066835

CDA 数据分析师  
www.cda.cn