

卷积神经网络: 从欧氏空间到非欧氏空间

报告人:方深博士在读中科院自动化研究所

目录



● 人工神经网络发展浪潮

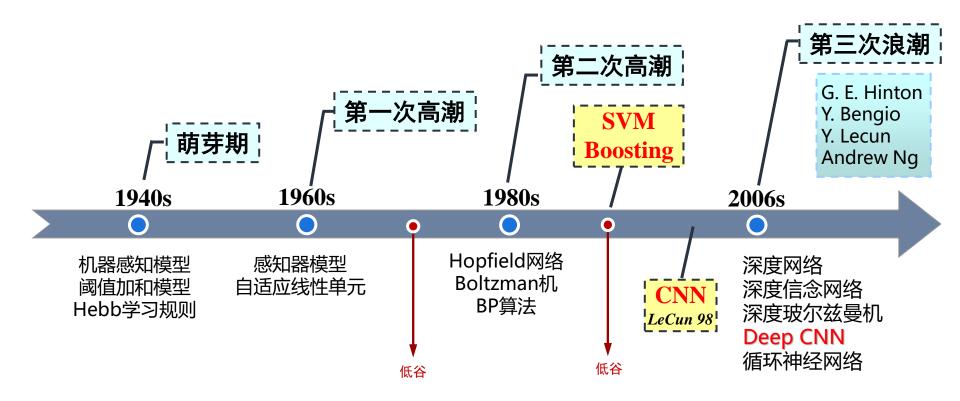
● 卷积计算与卷积神经网络结构

● 卷积神经网络拓展至非欧空间

● 本课程内容设置

人工神经网络发展浪潮





人工神经网络发展浪潮



第三次浪潮——卷积神经网络

▶ 加拿大多伦多大学教授,机器学习领域泰斗Geoffery Hinton及其学生在《科学》 上发表了一篇论文[1],开启了深度学习在学术界和工业界的新浪潮!



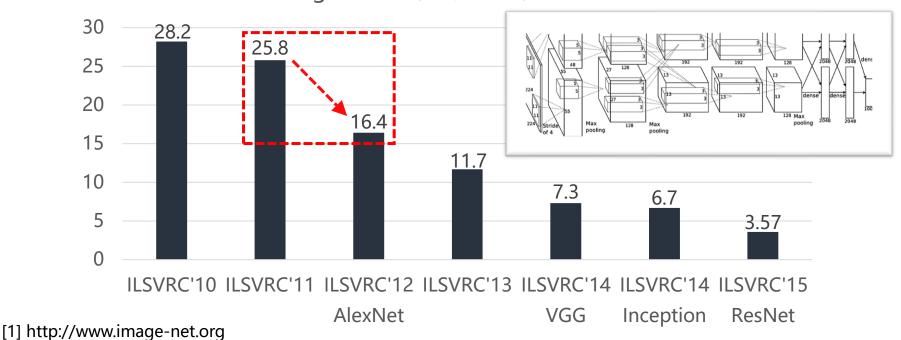
[1] Hinton, G. E. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks[J]. Science, 2006, 313(5786):504-507.

人工神经网络发展浪潮



第三次浪潮——卷积神经网络

ImageNet 历年竞赛冠军性能列表[1]

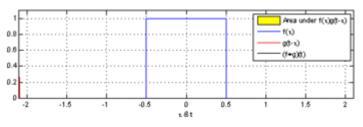




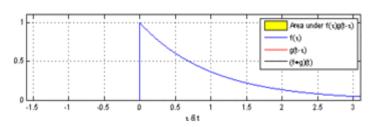
卷积定义

- ▶ 卷积是分析数学中的一种重要的运算
- \triangleright 设f(x) 和g(x)是 \mathbb{R} 上的两个可积函数,连续形式卷积定义如下

$$\int_{-\infty}^{-\infty} f(\tau) g(x-\tau) d\tau$$



常值函数卷积结果

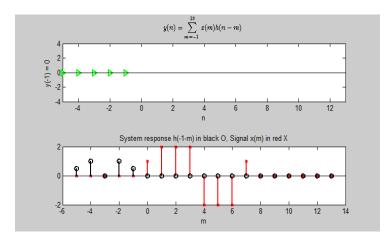


反比例函数卷积结果

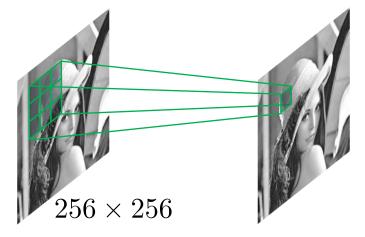


离散空间卷积

$$y_n = \mathbf{x} * \mathbf{w} = \sum_{k=1}^K w_k x_{n-k}$$



一维离散卷积

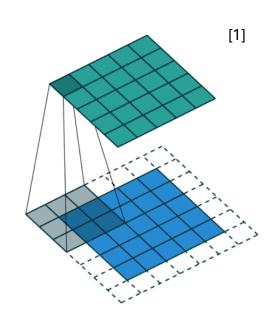


二维离散卷积



基本概念——卷积

- ▶ 卷积核大小 (Kernel Size): 卷积操作感受野,在二维卷积中,通常设置为3,即卷积核大小为3×3
- ▶ 步长 (Stride): 卷积核遍历图像时的步幅大小, 默认值通常设置为1
- ➤ 边界扩充 (Padding): 样本边界的处理方式
- ➤ 输入与输出通道 (Channels): 构建卷积层时需定义输入 通道数量I,和输出通道数量O,每个网络层的参数量为 I×O×K (K为卷积核的参数个数)

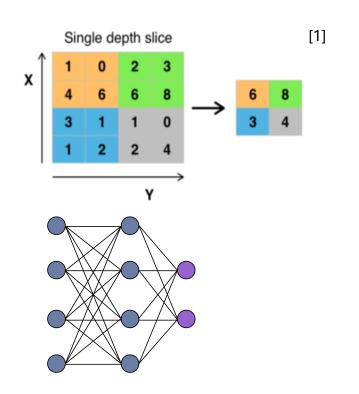


[1] http://www.sohu.com/a/160696860_610300



基本概念——池化、全连接

- > 池化层
 - > 特殊形式卷积
 - ▶ 降维、减少数据计算量,减缓过拟合,特 征不变性(平移、尺度)
- > 全连接层
 - > 模型输出层
 - ▶ 分类、回归



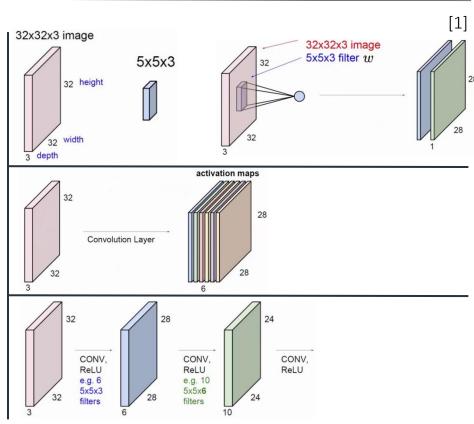


多层卷积神经网络示例

▶ 卷积核大小为5*5,步长为1,不扩充 边界,输入通道为3,输出通道为2

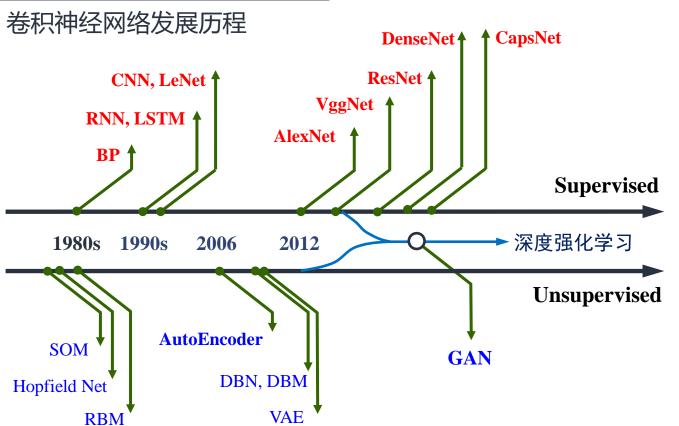
▶ 输出通道数为6, 其余参数不变。

第一层的输出通道数为3,第二层输出通道数为6。



[1] https://blog.csdn.net/weixin_42451919/article/details/81381294





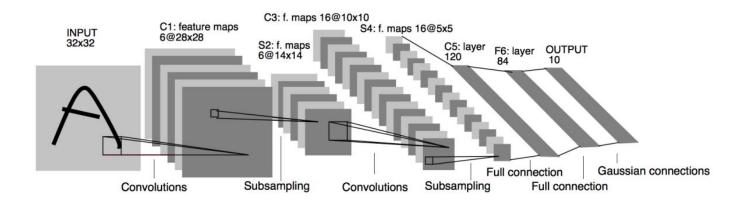
为什么能得到 飞速发展:

- ✓ 数据爆炸: 图像 数据、文本数据、 语音数据、社交 网络数据、科学 计算等
- ✓ 计算性能大幅提高



现代卷积神经网络结构基础——LeNet

- ➤ LeNet诞生于1994年,由Yann LeCun提出,用于手写字符识别与分类
- ▶ 6层网络结构:两个卷积层,两个下采样层和两个全连接层
- ▶ 卷积层包括两部分: 卷积计算和sigmoid非线性激活函数





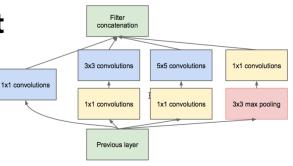
研究重心转向卷积神经网络——AlexNet、VGGNet

- ▶ 网络更深: AlexNet—共8层, VGGNet—共16层或19层
- 数据增广:为增强模型泛化能力,对256×256原始图像进行随机裁剪,得到尺寸为224×224图像,输入网络进行训练
- ReLU非线性激活函数:减少计算量,缓解梯度消失,缓解过拟合。ReLU激活函数现已成为神经网络中最通用的激活函数
- Dropout: 全连接层神经元以一定概率失活,失活神经元不再参与训练。
 Dropout的引用,有效缓解了模型的过拟合
- ➤ Pre-Training: 先训练一部分小网络,确保稳定之后,在此基础上网络逐渐加深。

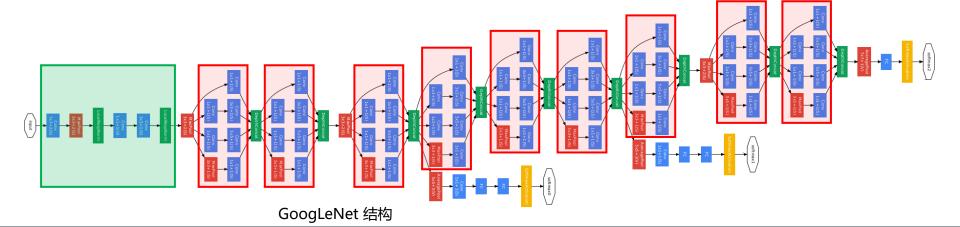


卷积神经网络深度、宽度扩展——GoogLeNet

- ➤ 网络更深: GoogLeNet—共22层
- > **多分辨率结构**:引入Inception结构替代传统卷积+激活
- > **计算量降低**:采用1×1卷积核来实现数据降维



Inception 结构



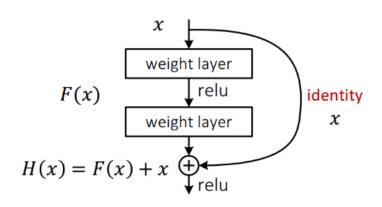


卷积神经网络深度、宽度再扩展——ResNet、DenseNet

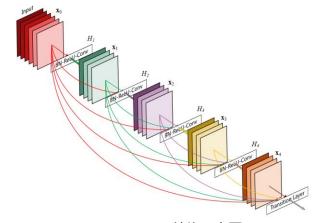
➤ **网络更深**: ResNet已超过一百层 (ResNet-101)

▶ 残差连接: 特征经两条路线传递, 常规路线与捷径

▶ 跳跃连接: 底层特征与高层特征相融合



ResNet残差连接示意图

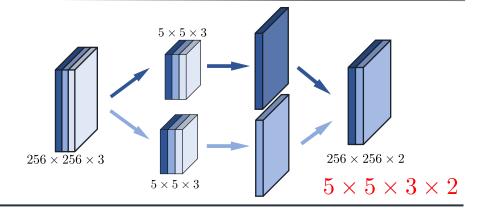


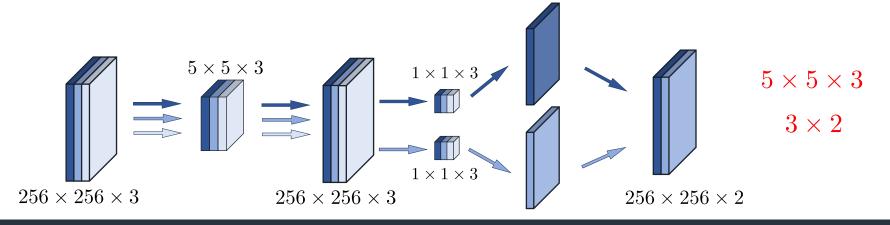
DenseNet结构示意图



卷积神经网络通用性扩展

- > 深度可分离卷积
 - ▶ 5×5分通道卷积
 - ➤ 1×1卷积融合各通道特征

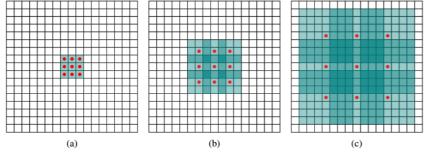




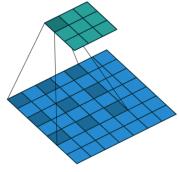


卷积神经网络通用性扩展

- 空洞卷积(膨胀卷积)
 - 局部输入不变
 - > 感受野变大



(a) 空洞卷积感受野

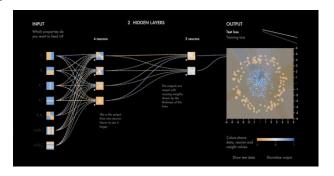


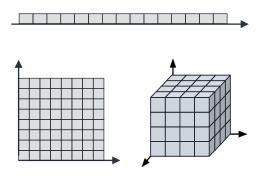
(b) 空洞卷积计算过程



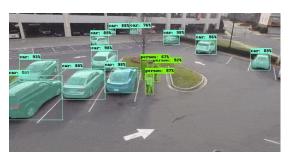
卷积神经网络计算范式

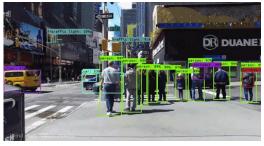
- > 多维欧式空间
- > 局部空间响应
- > 卷积参数共享









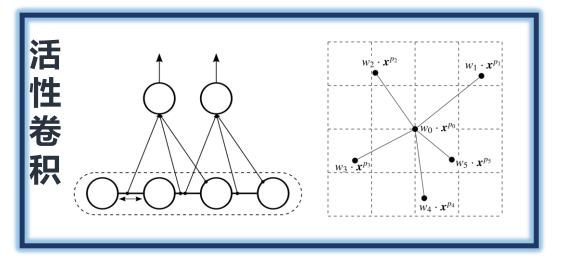


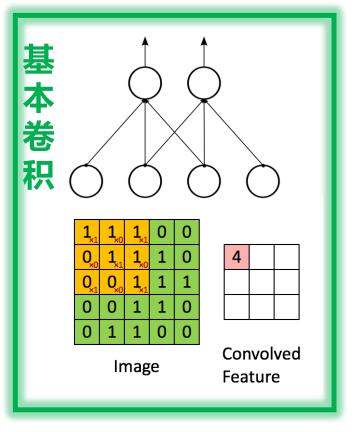
视频



欧式空间非规则化连接—活性卷积

- ➤ 活性卷积 (CVPR 2017)
 - > 卷积核形状可变

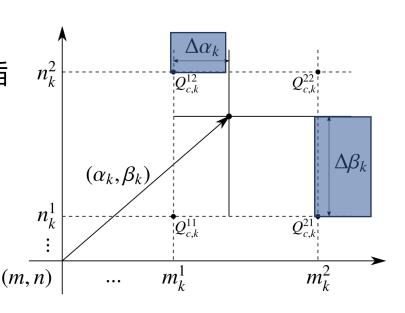






欧式空间非规则化连接—活性卷积

- ➤ 活性卷积 (CVPR 2017)
 - 双线性插值:离散坐标下,可以通过插值方法计算得到连续位置的像素值
 - ightharpoonup 可学习参数 $\Delta \alpha_k, \Delta \beta_k$
 - 可变卷积核形状固定



Active Convolution: Learning the Shape of Convolution for Image Classification

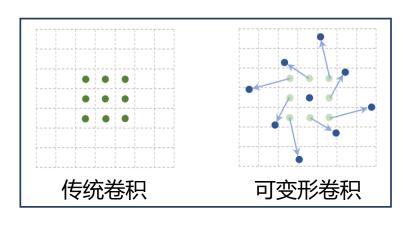


欧式空间非规则化连接—可变形卷积

- ▶ 可变形卷积 (ICCV 2017)
 - > 卷积核位置参数化
 - > 双线性插值连续化
 - ➤ 传统BP算法训练

$$\mathbf{y}(\mathbf{p}_0) = \sum_{\mathbf{p}_n \in \mathcal{R}} \mathbf{w}(\mathbf{p}_n) \cdot \mathbf{x}(\mathbf{p}_0 + \mathbf{p}_n)$$
$$\mathcal{R} = \{(-1, -1), (-1, 0), \dots, (0, 1), (1, 1)\}$$





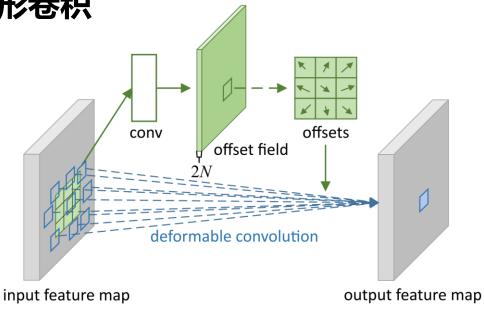
$$\mathbf{y}(\mathbf{p}_0) = \sum_{\mathbf{p}_n \in \mathcal{R}} \mathbf{w}(\mathbf{p}_n) \cdot \mathbf{x}(\mathbf{p}_0 + \mathbf{p}_n + \Delta \mathbf{p}_n)$$

$$\mathbf{x}(\mathbf{p}) = \sum_{\mathbf{q}} G(\mathbf{q}, \mathbf{p}) \cdot \mathbf{x}(\mathbf{q})$$



欧式空间非规则化连接—可变形卷积

- ▶ 可变形卷积 (ICCV 2017)
 - ➤ 3×3 可变形卷积 (N=9)
 - ▶ 每个位置对应一个偏置
 - 偏置通过额外卷积学习
 - 每个偏置为二维向量



Deformable Convolutional Networks

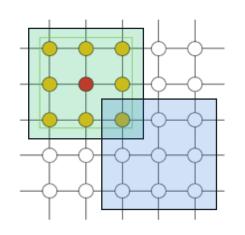


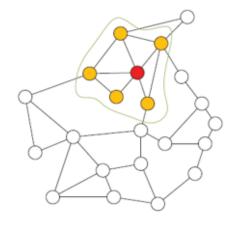
欧式空间卷积神经网络

- 处理固定输入维度数据、局部输入数据必须有序
- ▶ 语音、图像、视频(规则结构)满足以上两点要求

非欧式空间结构数据

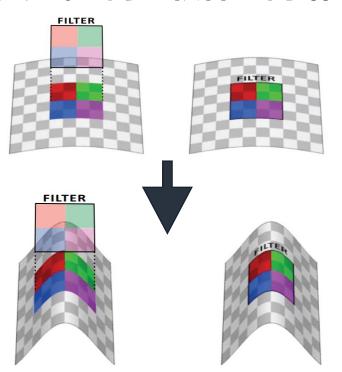
- ▶ 局部输入维度可变
- > 局部输入排列无序

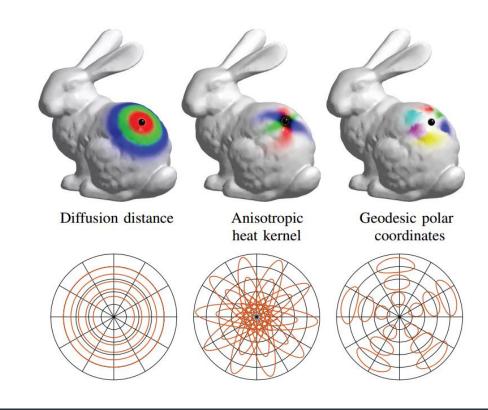






非欧式空间卷积神经网络





本课程内容设置



- > 绪论 (本次课程内容回顾)
- > 谱域图卷积介绍
- > 空域图卷积介绍(一)
- > 空域图卷积介绍(二)
- > 图卷积的实践应用
- > 基于PyTorch的图卷积代码实现





END