卷积神经网络的最新进展*

Jiuxiang Gu[1] Zhenhua Wang[2] Jason Kuen[2] Lianyang Ma[2] Amir Shahroudy[2]
Bing Shuai[2] Ting Liu[2] Xingxing Wang[2] Li Wang[2] Gang Wang[2]
Jianfei Cai[3] Tsuhan Chen[3]
[1] ROSE Lab, Interdisciplinary Graduate School, Nanyang Technological University, Singapore
[2]School of Electrical and Electronic Engineering, Nanyang Technological University, Singapore
[3] School of Computer Science and Engineering, Nanyang Technological University, Singapore

摘要

在过去的几年中，深度学习在视觉识别、语音识别和自然语言处理等各种问题上都取得了很好的效果。在不同类型的深度神经网络中，卷积神经网络的研究最为广泛。利用注释数据量的快速增长和图形处理器单元性能的巨大改进，卷积神经网络的研究迅速出现，并在各种任务上取得了最先进的结果。在本文中，我们提供了一个广泛的调查，在卷积神经网络方面最近的进展。我们从层设计、激活函数、损失函数、正则化、优化和快速计算等方面详细介绍了 CNN 的改进。此外，我们还介绍了卷积神经网络在计算机视觉、语音和自然语言处理中的各种应用。

1. 引言

卷积神经网络 (CNN) 是一个著名的深度学习架构，灵感来自生物的自然视觉感知机制。1959 年，Hubel & Wiesel 发现动物视觉皮层的细胞负责感受野的光探测。受此启发，日本福岛邦彦于 1980 年提出了新认知电子学，可以说是 CNN 的前身。1990 年 LeCun 等人发表了开创性的论文，建立了 CNN 的现代框架，并对其进行了改进。他们开发了一种名为 LeNet-5 的多层人工神经网络，可以对手写数字进行分类。像其他神经网络一样，LeNet-5 有多层，可以用反向传播算法进行训练。该方法可以获得原始图像的有效表示，使得无需预处理就能直接从原始像素中识别视觉模式成为可能。张等人的并行研究使用人工神经网络 (SIANN) 从图像中识别字符。然而，由于当时缺乏大量的训练数据和计算能力，他们的网络不能很好地处理更复杂的问题，例如大规模的图像和视频分类。自 2006 年以来，已经发展了许多方法来克服训练深度 CNN 所遇到的困难。最值得注意的是，Krizhevsky 等人提出了一个经典的 CNN 架构，并在图像分类任务上显示了对以前方法的显著改进。他们的方法的整体架构，即 AlexNet，与 LeNet-5 类似，但具有更深层次的结构。随着 AlexNet 的成功，人们提出了许多改进其性能的工作。其中，有代表性的工作有四个分别是 ZFNet, VGGNet, GoogleNet and ResNet。从架构演变来看，一个典型的趋势是网络越来越深，例如 2015 年 ILSVRC 冠军的 ResNet 比 AlexNet 深度约 20 倍，比 VGGNet 深度约 8 倍。通过增加深度，网络可以更好地逼近非线性增加的目标函数，得到更好的特征表示。但是，它也增加了网络的复杂性，使得网络更难以优化，更容易得到过拟合。在这个过程中，人们从各个方面提出了各种方法来解决这些问题。在本文中，我们试图对最近的进展进行全面的回顾，并进行一些深入的讨论。

*本文为论文 [1] 的中文翻译版，译者: 郭哲宏。注: 原文参考文献在本文中不再标注。

在下面的章节中，我们将确定与 CNN 相关工作的大致类别。图1显示了本文的层次结构分类。我们首先在第 2 节中概述 CNN 的基本组件。然后在第 3 节介绍了 CNN 在不同方面的一些最新改进，包括卷积层、池化层、激活函数、损失函数、正则化和优化，并在第 4 节介绍了快速计算技术。接下来，我们在第 5 节中讨论了 CNN 的一些典型应用，包括图像分类、目标检测、目标跟踪、姿态估计、文本检测与识别、视觉显著性检测、动作识别、语义分割、语音和自然语言处理。最后，我们在第 6 节对本文进行总结。

2. CNN 基本组件

在文献中有很多 CNN 架构的变体。然而，它们的基本成分非常相似。以著名的 LeNet-5 为例，它由三种类型的层组成，即卷积层、池化层和全连接层。卷积层的目的是学习输入的特征表示。如图2(a)所示，卷积层由几个卷积核组成，这些卷积核用于计算不同的特征图。具体地说，特征图的每个神经元都连接到前一层邻近神经元的区域。这样的邻域被称为前一层神经元的接受域。新的特征图可以通过先将输入与学习过的核函数卷积，然后在卷积结果上应用一个元素级非线性激活函数得到。注意，要生成每个特性图，输入的所有空间位置都共享内核。通过使用几个不同的内核，得到了完整的特征映射。数学上，第 l 层的 k 个特征图 $z^l_{i,j,k}$ 中 (i,j) 位置的特征值是这样计算的:

$$z^l_{i,j,k} = w^l_k x^l_{i,j} + b^l_k \tag{1}$$

式中 w^l_k 和 b^l_k 分别为第 l 层第 k 个滤波器的权值向量和偏置项，$x^l_{i,j}$ 是以第 l 层 (i,j) 位置为中心的输入块。请注意内核 w^l_k 生成特征映射 $z^l_{:,:,k}$ 是共享的。这种权值共享机制具有降低模型复杂度、使网络更容易训练等优点。激活函数将非线性引入 CNN，这是多层网络检测非线性特征的理想方法。设 $a(\cdot)$ 表示非线性激活函数。卷积特征 $z^l_{i,j,k}$ 的激活值 $a^l_{i,j,k}$ 可以计算为:

$$a^l_{i,j,k} = a(z^l_{i,j.k}) \tag{2}$$

典型的激活函数是 sigmoid、tanh 和 ReLU。池化层的目的是通过降低特征图的分辨率来实现偏移不变性。它通常被放置在两个卷积层之间。池化层的每个特征图都与前一个卷积层对应的特征图相连接。将池函数表示为 $pool(\cdot)$，对于每个特征 $a^l_{:,:,k}$ 都有:

$$y^l_{i,j,k} = pool(a^l_{m,n,k}), \forall (m,n) \in R_{i,j} \tag{3}$$

其中 $R_{i,j}$ 是位置 (i,j) 附近的局部邻域。典型的池化操作是平均池化和最大池化。图2(b) 是前两个卷积层学习到的数字 7 的特征图。第一卷积层的核被设计用于检测边缘和曲线等低级特征，而更高层的核被学习用于编码更抽象的特征。通过叠加几个卷积和池化层，我们可以逐渐提取更高层次的特征表示。

在几个卷积层和池化层之后，可能有一个或多个全连接层，目的是执行高级推理。它们将前一层的所有神经元与当前层的每一个神经元连接起来，生成全局语义信息。请注意，全连接层并不总是必要的，因为它可以被 1×1 卷积层取代。

CNN 的最后一层是输出层。对于分类任务，通常使用 softmax 操作符。另一种常用的方法是 SVM，它可以结合 CNN 的特征来解决不同的分类任务。让 θ 表示 CNN 的所有参数 (例如，权重向量和偏差项)。通过最小化定义在该任务上的适当损失函数，可以获得特定任务的最佳参数。假设我们有 N 个期望的输入输出关系 $(x^{(n)}, y^{(n)}); n \in [1 \cdots N]$，其中 $x^(n)$ 为第 N 个输入数据，$y^(n)$ 为其对应的目标标签，$o^(n)$ 为 CNN 的输出。CNN 的损失值可以计算如下:

$$L = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} l(\theta; y^{(n)}, o^{(n)}) \tag{4}$$

训练 CNN 是一个全局优化问题。通过最小化损失函数，可以找到最佳的参数拟合集。随机梯度下降法是优化 CNN 网络的常用方法。

3. CNN 的改进

自从 AlexNet 在 2012 年成功以来，CNN 已经有了各种各样的改进。在本节中，我们将从六个方

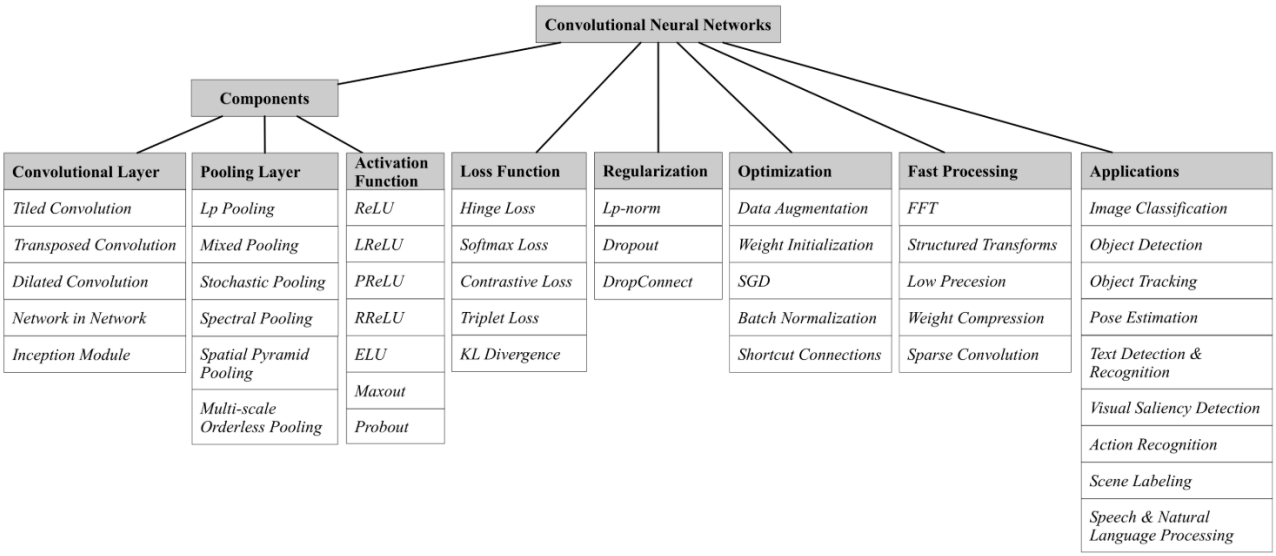
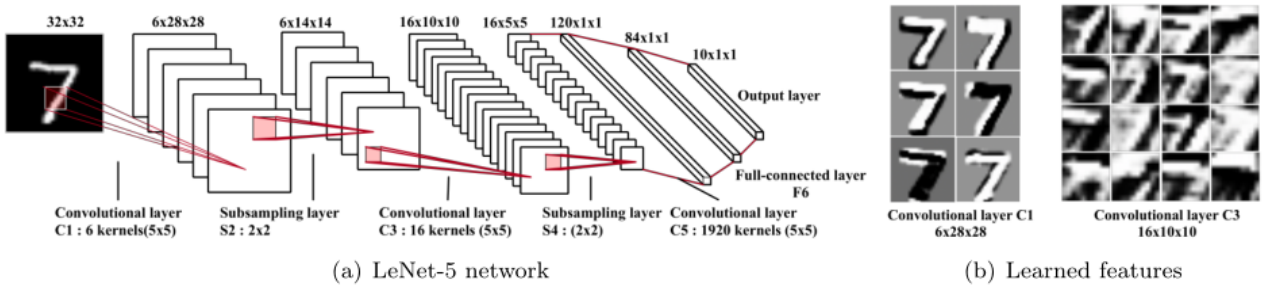


图 1. 卷积神经网络的层次结构分类



(a) LeNet-5 network (b) Learned features

图 2. LeNet-5 网络的结构

面描述 CNN 的主要改进: 卷积层、池化层、激活函数、损失函数、正则化和优化器。

3.1. 卷积层

基本神经网络中的卷积滤波器是一种广义线性模型 (GLM)。当潜在概念的实例是线性可分的时候，它很适合抽象概念。在这里我们介绍一些旨在提高其表现能力的工作。

3.1.1 **平铺卷积** (Tiled Convolution)

神经网络中的权值共享机制可以大大减少参数的数量。然而，它也可能限制模型学习其他种类的不变性。Tiled CNN 是 CNN 的变种，拼贴并且复联特征图来学习旋转和规模不变的特征。在同一层中分别学习不同的核，通过对相邻单元进行平方根池化，可以隐式地学习复不变性。如图3(b) 所示，卷积运算在每 k 个单元中进行，其中 k 是拼贴的大小，用来控制共享权值的距离。当拼贴的大小 k 为 1 时，每个 map 内的单位将具有相同的权重，平铺 CNN 将与传统 CNN 相同。在一篇论文中，人们在 NORB 和 CIF AR-10 数据集上的实验表明，$k = 2$ 的结果最好。Wang 等人发现 Tiled CNN 在小时间序列数据集上比传统 CNN 表现更好。

3.1.2 **转置卷积** (Transposed Convolution)

转置卷积可以看作是相应的传统卷积的后向传递。它也被称为反卷积和分步卷积。为了与大多数文献一致，我们使用术语 “反卷积”。与传统的将多个输入激活连接到单个激活的卷积相反，反卷积将单个激活与多个输出激活相关联。图3(d) 显示了在

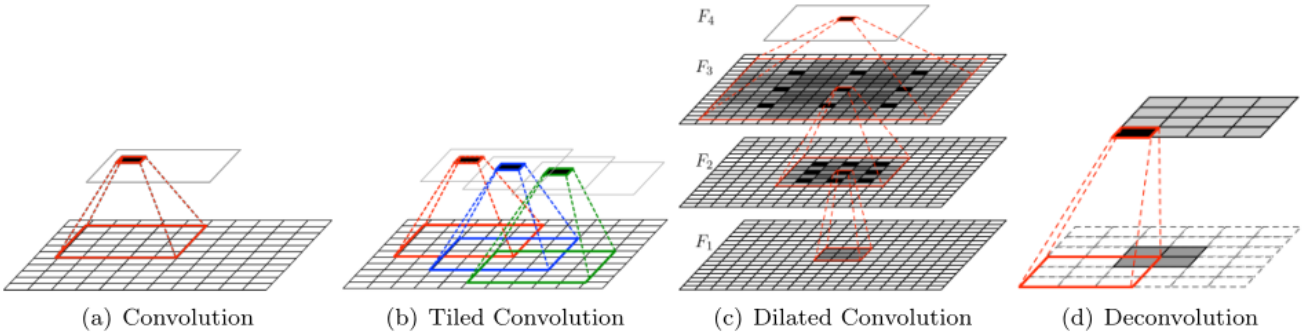


图 3. 四种卷积层

4 × 4 输入上使用单位步幅和零填充的 3 × 3 核的反卷积运算。反卷积的步幅给出了输入特征图的膨胀因子。具体来说，反卷积首先对输入进行填充步长值的一个因子的上采样，然后对上采样的输入进行卷积运算。目前，反卷积被广泛应用于可视化、识别、定位、语义分割、视觉问答、超分辨率等领域。

3.1.3 **扩张卷积** (Dilated Convolution)

Dilated CNN 是 CNN 的最新发展，它为卷积层引入了一个超参数。Dilated CNN 通过在过滤器元素之间插入零，可以增加网络接受域的大小，让网络覆盖更多的相关信息。这对于那些在做预测时需要很大接受域的任务来说是非常重要的。形式上，将信号 F 与核 k 大小为 r 的卷积的一维扩展卷积定义为 $(F *_l k)_t = \Sigma_\tau k_\tau F_{t-l\tau}$，其中 $*l$ 表示 l 扩展卷积。这个公式可以直接推广到二维扩张卷积。图3(c) 显示了三个膨胀的卷积层的一个例子，其中膨胀因子 l 在每一层呈指数增长。中间的特征 F_2 由底部的特征图 F_1 通过施加一个扩展卷积产生，其中 F_2 中的每个元素都有一个接受域大小为 3×3。F_3 由 F_2 通过施加 2 扩张的卷积产生，其中 F_3 中的每个元素都有一个 $(2^3-1)\times(2^3-1)$ 的接受域。最上面的特征图 F_4 是由 F_3 通过 4 扩张卷积得到的，其中 F_4 中的每个元素的接受域为 $(2^4-1)\times(2^4-1)$。可以看出，F_{i+1} 中每个元素的感受场大小为 $(2^{i+2}-1)\times(2^{i+2}-1)$。Dilated CNN 在场景分割、机器翻译、语音合成和语音识别等任务中取得了显著的性能。

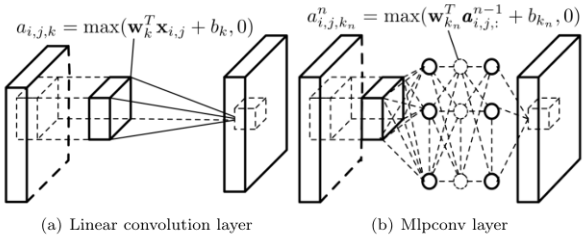


图 4. 线性卷积层与 mlpconv 层的比较。

3.1.4 Network in Network

Network in Network(NIN) 是 Lin 等人提出的一种通用网络结构。它用微网络代替了卷积层的线性滤波器，如本文中的多层感知器卷积 (mlpconv) 层，使其能够近似于更抽象的潜在概念表示。NIN 的整体结构就是这些微网络的堆叠。图4显示了线性卷积层和 mlpconv 层之间的区别。形式上，卷积层的特征图 (具有非线性激活函数，如 ReLU) 计算为

$$a_{i,j,k} = max(x_k^T x_{i,j} + b_k, 0) \tag{5}$$

其中 $a_{i,j,k}$ 是第 k 个特征图在 (i, j) 位置的激活值，$x_{i,j}$ 是以 (i, j) 位置为中心的输入，w_k 和 b_k 是第 k 个滤波器的权重向量和偏置项。作为比较，mlpconv 层执行的计算公式为

$$a^n_{i,j,k_n} = max(w_{k_n}^T a^{n-1}_{i,j,:} + b_{k_n}, 0) \tag{6}$$

其中 $n \in [1, N]$,N 是 mlpconv 层的层数，$a^0_{i,j,:}$ 等于 $x_{i,j}$。mlpconv 层在传统卷积层之后放置了 1×1 卷积。1×1 卷积相当于 ReLU 所继承的跨通道参数池

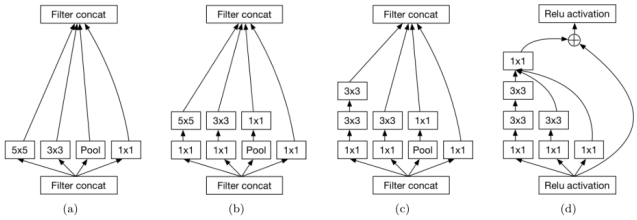


图 5. 不同版本的 Inception Module

操作。因此，mlpconv 层也可以看作是正常卷积层上级联的跨通道参数池化。最后，利用全局平均池对最后一层的特征图进行空间平均，并将输出向量直接输入到 softmax 层。与全连接层相比，全局平均池具有更少的参数，从而降低了过拟合风险和计算负荷。

3.1.5 Inception Module

Inception Module 由 Szegedy 等人引入，可以看作是 NIN 的逻辑顶点。他们使用不同尺寸的过滤器来捕捉不同尺寸的不同视觉模式，近似最优稀疏结构由 Inception Module 实现。具体而言，inception Module 实现由一个池化操作和三种类型的卷积操作组成 (见图5(b))，在 3×3 和 5×5 的卷积之前放置 1×1 convolutions 作为降维模块，这样可以在不增加计算复杂度的情况下增加 CNN 的深度和宽度。在初始模块的帮助下，网络参数可以大幅降低到 500 万，远低于 AlexNet(6000 万) 和 ZFNet(7500 万)

在他们后来的论文，为了找到具有相对适中计算成本的高性能网络，他们建议表示大小应该从输入到输出缓慢减少，并且在不损失表示能力的情况下，可以在低维嵌入上进行空间聚合。通过平衡每层滤波器的数量和网络的深度，可以达到网络的最佳性能。受 ResNet 的启发，他们最新的 inception-V4 结合了 inception 体系结构和快捷连接 (见图5(d))。他们发现，快捷连接可以显著加快初始网络的训练。在 ILSVRC2012 的验证数据集上，他们集成了 3 个残差和 1 个 Inception-v4 模型体系结构 (有 75 个可训练层) 可以达到 3.08% 的前 5 错误率。

3.2. 池化层

池化是 CNN 的一个重要概念。它通过减少卷积层之间的连接数来降低计算负担。在本节中，我们将介绍最近在 CNN 中使用的一些的池化方法。

3.2.1 L_P 池化

L_P 池化是一种生物启发的池化过程，以复杂细胞为模型。对其进行了理论分析，结果表明 L_P 池化比最大池化具有更好的泛化能力。L_P 池化可以表示为

$$y_{i,j,k} = [\sum_{(m,n)\in R_{i,j}} (a_{m,n,k})^p]^{\frac{1}{p}} \tag{7}$$

其中，$y_{i,j,k}$ 是第 k 个特征图在 (i,j) 位置的池化操作的输出，$a_{m,n,k}$ 是第 k 个特征图的 $R_{i,j}$ 池化区域在 (m,n) 处的特征值。特别的，当 $p=1$ 时，L_p 等于平均池化，当 $p=\infty$ 时，L_p 等于最大池化。

3.2.2 **混合池化** (Mixed Pooling)

Yu 等人受 random Dropout 和 DropConnect 的启发，提出了一种混合池化方法，即最大池化和平均池化相结合。混合池功能可以表述为如下:

$$y_{i,j,k} = \lambda \max_{(m,n)\in R_{i,j}} a_{m,n,k} + (1-\lambda)\frac{1}{|R_{i,j}|}\sum_{(m,n)\in R_{i,j}} a_{m,n,k} \tag{8}$$

其中 λ 是一个 0 或 1 的随机值，表示使用平均池或 Max 池的选择。在正向传播过程中，λ 被记录下来并用于反向传播操作。实验表明，混合池化能更好地解决过拟合问题，其性能优于最大池化和平均池化。

3.2.3 **随机池化** (Stochastic Pooling)

随机池化是一种受丢弃启发的池化方法。随机池不像最大池那样在每个池域内选取最大值，而是根据多项式分布随机选取激活值，这保证了特征值的非最大激活值也可以被利用。具体来说，随机池首先通过归一化区域内的激活来计算每个区域 R_j 的概率 p，即 $p_i = a_i / \sum_{k\in R_j}(a_k)$。随后得到概率分布 $P(p1 \ldots p|R_j|)$，我们可以从基于 p 的多项式分布中

取样，在区域内选择一个位置 l，然后设置集合激活为 $y_j = a_l$，其中 $l \sim P(p1 \ldots p|R_j|)$。与最大池化相比，随机池化可以避免由于随机成分而产生的过拟合。

3.2.4 **频谱池化** (Spectral Pooling)

频谱池化通过在频域裁剪输入表示来进行维数缩减。给定一个输入特征图 $x \in R^{mxm}$, 假设所需的输出特性图的尺寸是 $h \times w$, 频谱池化首先计算输入特征图的离散傅里叶变换 (DFT), 然后裁剪通过维持频率表示只有中央 h×w 频率的子矩阵, 最后利用反转 DFT 将近似值映射回空间域。与最大池化相比，频谱池化的线性低通滤波操作可以在相同的输出维数下保留更多的信息。同时，它也不受其他池化方法输出图维数急剧下降的影响。更重要的是，频谱池化的过程是通过矩阵截断实现的，这使得它能够在使用 FFT 卷积核的 CNN 中实现，且计算成本很小。

3.2.5 **空间金字塔池化** (Spatial Pyramid Pooling)

空间金字塔池化 (SPP) 是由 He 等人引入的。SPP 的主要优点是，它可以生成固定长度的表示，而不管输入大小。SPP 池化将特征图输入到与图像大小成比例的局部空间箱中，从而得到固定的箱数量。这与之前的深度网络中的滑动窗口池不同，滑动窗口的数量取决于输入的大小。通过将最后一个池化层替换为 SPP，他们提出了一个新的 SPP 网络，可以处理不同大小的图像。

3.2.6 **多尺度无条理池化** (Multi-scale Orderless Pooling)

Gong 等人利用多尺度无序池 (MOP) 来改善神经网络的不变性，同时不降低其判别能力。他们提取了整个图像和多个尺度的局部块的深度激活特征。整个图像的激活与之前的 CNN 相同，目的是捕获全局空间布局信息。通过 VLAD 编码对局部块的激活进行聚合，目的是获取更多局部的、细粒度的图像细节，并增强图像的不变性。通过连接全局激活和局部块激活的 VLAD 特征，得到新的图像表示。

3.3. 激活函数

适当的激活函数可以显著提高 CNN 对某一任务的性能。在本节中，我们将介绍最近在 CNN 中使用的激活函数。

3.3.1 ReLU

Rectified linear unit (ReLU) 是最引人注目的非饱和活化函数之一。ReLU 激活函数定义为:

$$a_{i,j,k} = \max(z_{i,j,k}, 0) \tag{9}$$

其中 $z_{i,j,k}$ 是激活函数在第 k 个通道的 (i, j) 处的输入。ReLU 是一个分段线性函数，将负的部分修剪为零，保留正的部分 (见图6(a))。ReLU 的简单 max(·) 运算使得它的计算速度比 sigmoid 或 tanh 激活函数快得多，而且它还能诱导隐藏单元的稀疏性，使网络易于获得稀疏表示。研究表明，即使不需要预先训练，使用 ReLU 也可以有效地训练深度网络。尽管 ReLU 在 0 处的不连续性可能会损害反向传播的性能，但许多研究表明，ReLU 比 sigmoid 和 tanh 激活函数更有效。

3.3.2 Leaky ReLU

ReLU 单元的一个潜在缺点是，当该单元不活动时，它的梯度为零。这可能会导致最初不活动的单位永远不会活动，因为基于梯度的优化不会调整它们的权重。此外，由于恒定的零梯度，它可能会减慢训练过程。为了缓解这个问题，Mass 等人引入了 Leaky ReLU (LReLU)，定义为:

$$a_{i,j,k} = \max(z_{i,j,k}, 0) + \lambda \min(z_{i,j,k}, 0) \tag{10}$$

其中 λ 是 (0,1) 范围内的预定义参数。与 ReLU 相比，Leaky ReLU 压缩负的部分，而不是将其映射到常量零，这使得它给一个小的非零梯度，当这个单元不活动。

3.3.3 Parametric ReLU

与其在 leleaky ReLU 中使用预定义的参数，例如式10中的 λ，He 等人提出了参数整流线性单元 (PReLU)，它自适应地学习整流器的参数以提高精度。在数学上，PReLU 函数定义为:

$$a_{i,j,k} = \max(z_{i,j,k}, 0) + \lambda_k \min(z_{i,j,k}, 0) \quad (11)$$

其中 λ_k 是第 k 个通道的学习参数。由于 PReLU 只引入非常少量的额外参数，额外参数的数量与整个网络的通道数量相同，因此不存在额外的过拟合风险，额外的计算代价可以忽略。它也可以通过反向传播的方法同时与其他参数进行训练。

3.3.4 Randomized ReLU

Leaky ReLU 的另一种变体是随机泄漏整流线性单元 (RReLU)。在 RReLU 中，负部分的参数在训练时从均匀分布中随机采样，然后在测试时固定 (见图6(c))。形式上，RReLU 函数定义为:

$$a^{(n)}_{i,j,k} = \max(z^{(n)}_{i,j,k}, 0) + \lambda^{(n)}_k \min(z^{(n)}_{i,j,k}, 0) \quad (12)$$

其中 $z^{(n)}_{i,j,k}$ 是第 n 个例子的第 k 个通道在 (i, j) 位置激活函数的输入，$\lambda^{(n)_k}$ 为对应的采样参数，$a^{(n)}_{i,j,k}$ 为对应的输出。由于它的随机特性，可以减少过拟合。Xu 等人也评价了 ReLU、LReLU、PReLU 和 RReLU 在标准图像分类任务中的作用，并得出结论: 在校正激活单元中加入负部分的非零斜率可以持续提高性能。

3.3.5 ELU

Clevert 等人引入了指数线性单元 (ELU)，使深度神经网络的学习速度更快，并导致更高的分类精度。与 ReLU、LReLU、PReLU 和 RReLU 一样，ELU 通过将正数部分设置为辨别部分来避免梯度渐变消失问题。与 ReLU 相比，ELU 有利于快速学习的负数部分。相对于 LReLU、PReLU、RReLU 也有不饱和的负数部分，ELU 采用饱和函数作为负数部分。由于饱和函数在失活时将减少单元的变化，使 ELU 对噪声更具有鲁棒性。ELU 的函数定义为:

$$a_{i,j,k} = \max(z_{i,j,k}, 0) + \min(\lambda(e^{z_{i,j,k}} - 1), 0) \quad (13)$$

其中 λ 是一个预定义的参数，以控制 ELU 饱和负输入的值。

3.3.6 Maxout

Maxout 是一个可选非线性函数，它在每个空间位置上具有多个通道的最大响应。maxout 函数定义为 $a_{i,j,k} = \max_{k \in [i,K]} z_{i,j,k}$，其中在 $z_{i,j,k}$ 是特征图的第 k 个通道。值得注意的是，maxout 享有 ReLU 的所有好处，因为 ReLU 实际上是 maxout 的一种特殊情况，例如，$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$，其中 w1 是一个零向量，b1 是零。此外，maxout 特别适合于 Dropout 的训练。

3.3.7 Probout

Springenberg 等人提出了一种名为 probout 的 maxout 的概率变体。它们用概率抽样程序代替了 maxout 中的最大运算。具体来说，他们首先定义每个 k 线性单位的概率为:$p_i = e^{\lambda z_i} / \sum_{i=1}^{k} e^{\lambda z_j}$，其中 λ 是控制分布方差的超参数。然后，他们根据多项分布从 k 个单位中选出一个 $\{p1 \dots pk\}$，并设置激活值为所选单位的值。为了与 dropout 相结合，他们实际上重新定义了概率:

$$\hat{p}_0 = 0.5, \hat{p}_i = e^{\lambda z_j} / (2. \sum_{j=1}^{k} e^{\lambda z_j}) \quad (14)$$

然后将激活函数采样为

$$a_i = \begin{cases} 0, & \text{if i} = 0 \\ z_i, & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

其中 $i \sim$ 多项式 $\{\hat{p}_0, ..., \hat{p}_k\}$。Probout 可以在保持最大输出单元的理想性质和改善其不变性之间取得平衡。然而，在测试过程中，由于附加的概率计算，probout 的计算成本比 maxout 高。

3.4. 损失函数

为特定的任务选择适当的损失函数是很重要的。在本节中我们介绍了四个具有代表性的损失函数:Hinge loss, Softmax loss, Contrastive loss, Triplet loss。

3.4.1 Hinge loss

Hinge loss 通常用于训练大幅度分类器，如支持向量机 (SVM)。多类支持向量机的 hinge loss 定义在(16)中，其中 w 是分类器的权重向量，$y^{(i)} \in [1 \dots K]$ 表示它在 K 个类中正确的类标签。

$$L_{hinge} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{K}[\max(0, 1-\delta(y^{(i)}, j)w^T x_i)]^p \tag{16}$$

其中 $\delta(y^{(i)}, j) = 1$，在 $y^{(i)} = j$ 的条件下，否则 $\delta(y^{(i)}, j) = 1$。注意如果 $p = 1$ 等式(16)为 Hinge-Loss(L1-Loss)，如果 $p = 2$，则为 Hinge-Loss(L2-Loss)。L2-Loss 与 L1-Loss 比较是可微的，并且对违反边际的点施加更大的损失。有人研究并比较了 softmax 和 L2-SVMs 在深度网络中的性能。MNIST 的结果表明 L2-SVM 优于 softmax。

3.4.2 Softmax Loss

Softmax Loss 是一种常用的损失函数,实质上是多项 logistic loss 和 Softmax 的组合。给定一个训练集 $\{(x^{(i)}, y^{(i)}); i \in 1 \dots, N, y^{(i)} \in 1 \dots, K\}$，其中 $x^{(i)}$ 为第 i 个输入图像块,$y^{(i)}$ 为其 K 个类中的目标类标签。对第 i 个输入的第 j 类的预测用 softmax 函数进行变换:$p_j^{(i)} = e^{z_j^{(i)}} / \sum_{l=1}^{K} e^{z_l^{(i)}}$，其中 $z_j^{(i)}$ 通常是密连接层的激活，因此 $z_j^{(i)}$ 可以写成 $z_j^{(i)} = w_j^T a^{(i)} + b_j$。Softmax 将预测转化为非负值，并将其归一化，得到类的概率分布。这种概率预测用于计算多项 logistic loss，即 softmax loss，如下所示:

$$L_{softmax} = -\frac{1}{N}[\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{K}\{y^{(i)} = j\} log p_j^{(i)}] \tag{17}$$

最近，Liu 等人提出了大幅度 Softmax(L-Softmax)loss，该损失在输入特征向量 $a^{(i)}$ 和权重矩阵的第 j 列 w_j 之间的角度 θ_j 引入了一个角幅度。L-Softmax 损耗的预测 $p_j^{(i)}$ 定义为:

$$p_j^{(i)} = \frac{e^{\|w_j\|\left\|a^{(i)}\right\|\psi(\theta_j)}}{e^{\|w_j\|\left\|a^{(i)}\right\|\psi(\theta_j)} + \sum_{l\neq j} e^{\|w_j\|\left\|a^{(i)}\right\|\cos(\theta_l)}} \tag{18}$$

$$\psi(\theta_j) = (-1)^k \cos(m\theta_j) - 2k, \theta_j \in [k\pi/m, (k+1)\pi/m] \tag{19}$$

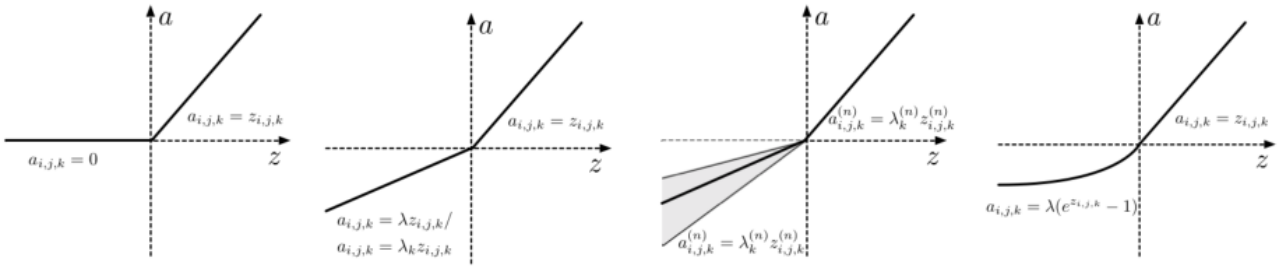
其中 $k \in [0, m-1]$ 是一个整数，m 控制类之间的幅度。当 m = 1 时，L-Softmax loss 减小到原来的 softmax loss。通过调整类间的幅度 m，定义一个相对困难的学习目标，可以有效避免过拟合。他们验证了 L-Softmax 对 MNIST、CIFAR-10 和 CIFAR-100 的有效性，并发现 L-Softmax 的损耗性能优于原 softmax。

3.4.3 Contrastive Loss

Contrastive Loss 通常用于训练 Siamese 网络，这是一种弱监督方案，用于从标记为匹配或非匹配的成对数据实例中学习相似性度量。已知第 i 对数据 $(x_\alpha^{(i)}\ x_\beta^{(i)})$，设 $(z_\alpha^{(i,l)}\ z_\beta^{(i,l)})$ 表示第 l 层 ($l \in [1 \cdots l]$) 对应的输出对。在一篇论文中它们将图像对通过两个相同的 CNN，并将最后一层的特征向量提供给 cost 模块。他们训练样本使用的对比损失函数为:

$$L_{contrastive} = \frac{1}{2N}\sum_{i=1}^{N}(y)d^{i,L} + (1-y)max(m - d^{i,L}, 0) \tag{20}$$

其中 $d^{i,L} = \left\|z_\alpha^{i,L} - z_\beta^{i,L}\right\|_2^2$，m 是影响非匹配对的边界参数。如果 $(x_\alpha^{(i)}, x_\beta^{(i)})$ 是一个匹配对，则 y = 1。否则，y = 0。Lin 等人发现，当对所有对进行微调时，这种单一的边际损失函数会导致检索结果的急剧下降。同时，仅对非匹配对进行微调时，性能得到了较好的保留。这表明丢失是由损失函数中对匹配对的处理造成的。虽然仅对非匹配对的召回率是稳定的，但对匹配对的处理是召回率下降的主要原因。为了解决这一问题，他们提出了一个双幅度损失函数，该函数增加了另一个幅度参数来影响匹配对。不是计算最后一层的损失，而是为每一层 l 定义它们的对比损失，并同时执行单个层的损失的反



(a) ReLU (b) LReLU/PReLU (c) RReLU (d) ELU

图 6. 四种激活函数

向传播。它被定义为:

$$L_{contrastive} = \frac{1}{2N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{i=1}^{L}(y)max(d^{i,L} - m_{1,0}) + (1-y)max(m_2 - d^{(i,L)}, 0) \quad (21)$$

在实践中，他们发现这两个边缘参数可以设置为相等 $(m1 = m2 = m)$，可以通过采样匹配和非匹配图像对的分布来学习。

3.4.4 三联体损失 (Triplet Loss)

Triplet Loss 考虑每个损失函数的三个实例。三元组单元 $(x_a^{(i)}, x_p^{(i)}, x_n^{(i)})$ 通常包含一个锚实例 $x_a^{(i)}$，以及来自 $x_a^{(i)}$ 同一类正向实例 $x_p^{(i)}$ 和一个反向实例 $x_n^{(i)}$。让 $(z_a^{(i)}, z_p^{(i)}, z_n^{(i)})$ 表示为三元体单元的特征，Triplet Loss 被定义为:

$$L_{triplet} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\max\{d_{(a,p)}^{(i)} - d_{(a,n)}^{(i)} + m, 0\} \quad (22)$$

其中 $d_{(a,p)}^{(i)} = \left\|z_a^{(i)} - z_p^{(i)}\right\|_2^2 = \left\|z_a^{(i)} - z_n^{(i)}\right\|_2^2$。Triplet Loss 的目的是使锚点与正向之间的距离最小，而使负向与锚点之间的距离最大。

但在某些特殊情况下，随机选取的锚点样本可能会判断错误。例如，当 $d_{(n,p)}^{(i)} < d_{(a,p)}^{(i)} < d_{(a,n)}^{(i)}$ 时，三元组损失可能仍然为零。因此，在反向传播过程中，将忽略三元组单元。Liu 等人提出耦合簇损失 (Coupling Clusters, CC) 来解决这一问题。耦合簇损失函数是在正集和负集上定义的，而不是使用三元组单元。将随机选取的锚点替换为聚类中心，使正集的样本聚在一起，而负集的样本相对远离，比原来的三元组损失更可靠。耦合簇损失函数定义为:

$$L_{cc} = \frac{1}{N^p}\sum_{i=1}^{N^p}\frac{1}{2}\max\{\left\|z_p^{(i)} - c_p\right\|_2^2 - \left\|z_n^{(*)} - c_p\right\|_2^2 + m, 0\} \quad (23)$$

其中 N^p 是每个集合的样本数，$z_n^{(*)}$ 是 $x_n^{(*)}$ 的特征表示，$x_n^{(*)}$ 是离估计中心点 $c_p = (\sum_i^{N^p} z_p^{(i)})/N^p$ 最近的负样本。三元组损失及其变体被广泛应用于各种任务中，包括再识别、验证和图像检索。

3.4.5 Kullback-Leibler Divergence

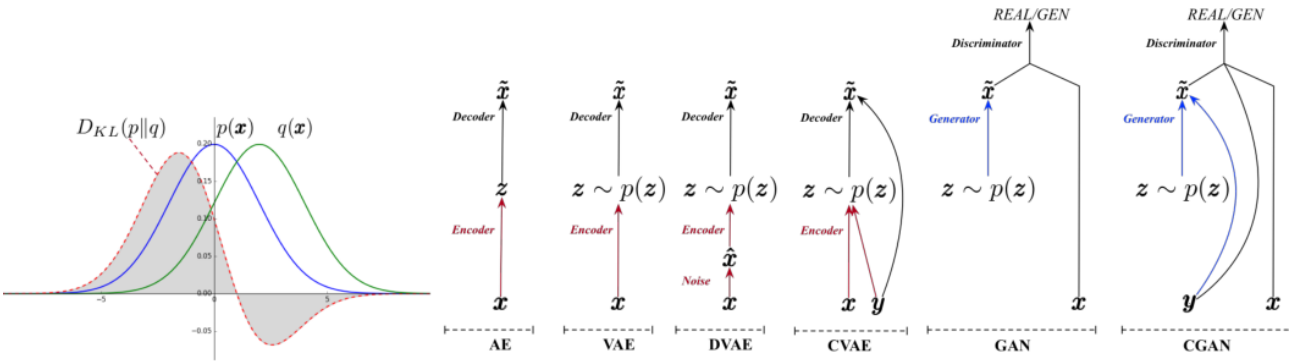
Kullbeck-Leibler Divergence(KLD) 是两个概率分布 $p(x)$ 和 $q(x)$ 在同一个离散变量 x 上差异的非对称度量 (见图7(a))。从 $q(x)$ 到 $p(x)$ 的 KLD 定义为:

$$D_{KL}(p\|q) = -H(p(x)) - E_p[\log q(x)] \quad (24)$$

$$= \sum_x p(x)\log p(x) - \sum_x p(x)\log q(x) = \sum_x p(x)\log\frac{p(x)}{q(x)} \quad (25)$$

其中 $H(p(x))$ 是 p(x) 的香农熵，$Ep(\log q(x))$ 是 $p(x)$ 和 $q(x)$ 的交叉熵。

KLD 被广泛用于各种自动编码器 (AEs) 的目标函数中作为信息损失的度量。自动编码器的著名变种包括稀疏自动编码器，去噪声自动编码器和变分自动编码器 (VAE)。VAE 通过贝叶斯推理解释潜在表征。它由两部分组成: 编码器将数据样本 x 压缩为潜在表征 $z \sim q_\phi(z|x)$; 以及一个解码器，该解码器将这样的表示映射回尽可能接近输入的数据空间 $\hat{x} \sim p_\theta(x|z)$。其中 ϕ 为编码器参数，θ 为解码器参



(a) KL divergence (b) Autoencoders variants and GAN variants

图 7. KLD

数。在一篇论文中，VAEs 试图最大化 $\log p(x|\phi,\theta)$ 的对数似然的变分下界:

$$L_{vae} = E_{z\sim q_\phi(z|x)}[\log p_\theta(x|z)] - D_{KL}(q_\phi(z|x)\|p(z)) \tag{26}$$

其中第一项是重建成本，KLD 项强制对分布 $q_\phi(z|x)$ 施加先验 $p(z)$。通常 $p(z)$ 是标准正态分布，离散分布，或一些具有几何解释的分布。继最初的 VAE 之后，许多变种已经被提出。条件 VAE(CVAE) 从条件分布中使用 $\hat{x} \sim p_\theta(x|y,z)$ 生成样本。去噪 VAE(DVAE) 从损坏的输入 $\hat{x}$ 中恢复原始输入 x。

Jensen-Shannon Divergence (JSD) 是 KLD 的对称形式。它衡量了 $p(x)$ 和 $q(x)$ 之间的相似性:

$$D_{JS}(p||q) = \frac{1}{2}D_{KL}\left(p(x)||\frac{p(x)+q(x)}{2}\right) + \frac{1}{2}D_{KL}\left(q(x)||\frac{p(x)+q(x)}{2}\right) \tag{27}$$

通过最小化 JSD，我们可以使 $p(x)$ 和 $q(x)$ 两个分布尽可能接近。JSD 已成功应用于生成对抗网络 (GANs)。与直接建模 x 和 z 之间关系的 VAEs 不同，GANs 被明确地设置为优化生成任务。GANs 的目标是找到能在真实数据和生成数据之间给出最佳区分的鉴别器 D，同时鼓励生成器 G 拟合真实数据分布。鉴别器 D 和生成器 G 之间的最小-最大博弈被以下目标函数形式化:

$$\min_G \max_D \mathcal{L}_{gan}(D,G) = E_{x\sim p(x)}[\log D(x)] + E_{z\sim q(z)}[\log(1-D(G(z)))] \tag{28}$$

最初的 GAN 论文表明，对于固定生成器 G^*，我们有最优鉴别器 $D^*G(x) = \frac{p(x)}{p(x)+q(x)}$。那么方程(28)等价于使 JSD 在 $p(x)$ 和 $q(x)$ 之间最小化。如果 G 和 D 有足够的容量，分布 $q(x)$ 收敛于 $p(x)$。与条件式 VAE 一样，条件式 GAN(CGAN) 也接收额外的信息 y 作为输入，以生成约束 y 的样本。在实践中，众所周知，GANs 在训练时是不稳定的。

3.5. Regularization

在深度神经网络中，过拟合是一个不可忽视的问题，通过正则化可以有效地降低过拟合。在下面的小节中，我们将介绍一些有效的正则化技术:ℓ_p-norm，Dropout 和 DropConnect。

3.5.1 ℓ_p-norm Regularization

正则化通过增加额外的项来修改目标函数，以减少模型的复杂性。形式上，如果损失函数为 $\mathcal{L}(\theta,x,y)$，则正则化损失为:

$$E(\theta,x,y) = \mathcal{L}(\theta,x,y) + \lambda R(\theta) \tag{29}$$

其中 $R(\theta)$ 是正则化项，λ 是正则化强度。

ℓ_p-norm 正则化函数通常采用 $R(\theta) = \sum_j ||\theta_j||_p^p$，当 $P \geq 1$ 时，ℓ_p-norm 是凸的，使优化更容易，使该函数具有吸引力。对于 p=2，ℓ_p-norm 正则化通常被称为权重衰减。ℓ_p-norm 的一个更有原则的替代方案是 Tikhonov 正则化，它奖励对输入噪声的不变性。当 p<1 时，ℓ_p-norm 正则化更多地利用了权值的稀疏性，但对非凸函数有一定的作用。

3.5.2 Dropout

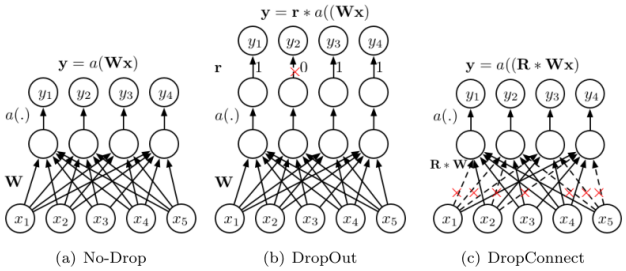
Dropout 首先是由 Hinton 等人引入的，已经被证明在减少过拟合方面非常有效。在他们的论文中，他们对完全连接的层应用 Dropout。Dropout 的输出是 $y = r*a(W^T \boldsymbol{x})$，其中 $\boldsymbol{x} = [x_1, x_2 \ldots, x_n]^T$ 是全连接层的输入，$W \in R^{n \times d}$ 是一个权值矩阵，$\boldsymbol{r}$ 是一个大小为 d 的二进制向量，其元素是由参数为 p 的伯努利分布独立得出的，即 $r_i \sim Bernoulli(p)$。Dropout 可以防止网络过于依赖任何一个神经元(或任何一个小的神经元组合)，并且可以迫使网络在缺乏特定信息的情况下保持准确。已经提出了几种改进 Dropout 的方法。Wang 等人提出了一种快速 Dropout 方法，该方法可以通过采样或积分高斯近似来进行快速 Dropout 训练。Ba 等人 [91] 提出了一种自适应 Dropout 方法，其中每个隐藏变量的 Dropout 概率使用与深度网络共享参数的二进制网络来计算。在论文中，他们发现在 1×1 卷积层之前使用标准的 Dropout 一般会增加训练时间，但不能防止过拟合。因此，他们提出了一个名为 Spatial-Dropout 的新 Dropout 方法，它将 Dropout 值扩展到整个特征图。这种新的 Dropout 方法尤其适用于训练数据量较小的情况。

3.5.3 DropConnect

DropConnect 将 Dropout 的理念更进一步。DropConnect 不是将神经元的输出随机设置为零，而是将权重矩阵 $\boldsymbol{W}$ 的元素随机设置为零。DropConnect 的输出由 $y = a((R * W)x)$ 给出，其中 $R_{i,j} \sim Bernoulli(p)$。此外，在训练过程中，偏差也被掩盖了。图8说明了 No-Drop，Dropout 和 DropConnect 网络之间的差异。

3.6. 最优化

在本小节中，我们将讨论优化 CNNs 的一些关键技术。



(a) No-Drop (b) DropOut (c) DropConnect

图 8. 三种网络的描述

3.6.1 **数据增强**

深层的 CNNs 特别依赖于大量训练数据的可用性。与 CNNs 中涉及的参数数量相比，一个缓解数据相对稀缺的优雅解决方案是数据增强。数据增强包括将可用数据转换为新数据而不改变其性质。流行的增强方法包括简单的几何变换，如采样、镜像、旋转、移动和各种光度变换。Paulin 等人提出了一种贪婪策略，从一组候选变换中选择最佳变换。然而，他们的策略涉及大量的模型再训练步骤，当候选转换的数量很大时，这在计算上是昂贵的。Hauberg 等人提出了一种优雅的方法，通过随机生成微分态来进行数据增强。Xie 等人和 Xu 等人提供了从互联网收集图像的额外方法，以改善细粒度识别任务中的学习。

3.6.2 **权重初始化**

深层的 CNN 具有大量的参数，其损失函数是非凸的，这使得它很难训练。为了在训练中实现快速收敛，避免消失梯度问题，适当的网络初始化是最重要的先决条件之一。偏移参数可以初始化为零，而权值参数应谨慎初始化，以打破同一层隐藏单元之间的对称性。如果网络没有正确初始化，例如，每一层将其输入缩放为 k，最终的输出将缩放原始输入为 k^L，其中 L 是层数。在这种情况下，$k > 1$ 的值会导致输出层的值非常大，而 $k < 1$ 的值会导致输出值递减，并且呈梯度化。Krizhevsky 等人将其网络的权值从标准差为 0.01 的零均值高斯分布初始化，并将第 2、4、5 个卷积层以及所有全连接层的偏差项设为常数 1。另一种著名的随机初始化方法是 “Xavier”。他们从一个均值为零、方差为 $\frac{2}{n_{in}+n_{out}}$ 的高斯分布

中选择权值，其中 n_{in} 为输入该分布的神经元数量，而 n_{out} 为输出结果的神经元数量。因此 “Xavier” 可以根据输入输出神经元的数量自动确定初始化规模，并通过多层将信号保持在一个合理的值范围内。它在 Caffe 中的一个变体仅使用了 n_{in}-only，这使得它更容易实现。“Xavier” 初始化方法后来被扩展，以考虑校正的非线性，其中他们推导了一个鲁棒的初始化方法，特别考虑 ReLU 的非线性。他们的方法允许训练极深的模型使其收敛，而 “Xavier” 方法却不能。

Saxe 等人独立地表明，正交矩阵初始化对于线性网络比高斯初始化更有效，对于非线性网络也同样有效。Mishkin 等人将其扩展为一个迭代过程。具体来说，它提出了一种层序单位方差处理方案，可以将其视为只对第一个小批处理执行的标准正交初始化与批标准化相结合 (见 3.6.4 节)。它类似于批量归一化，因为它们都采用了单位方差归一化处理。不同的是，它使用正交归一化来初始化权重，这有助于有效地去相关层活动。这种初始化技术被应用了，而且性能显著提高。

3.6.3 随机梯度下降

反向传播算法是使用梯度下降更新参数的标准训练方法。许多梯度下降优化算法已经被提出。标准梯度下降算法将目标 $\mathcal{L}(\theta)$ 的参数 θ 更新为 $\theta_{t+1} = \theta_t - \eta\nabla_\theta \mathrm{E}[\mathcal{L}(\theta_t)]$，其中 $\mathrm{E}[\mathcal{L}(\theta_t)]$ 是 $\mathcal{L}(\theta_t)$ 在整个训练集上的期望，η 是学习率。随机梯度下降 (SGD) 不是计算 $\mathcal{L}(\theta_t)$，而是从训练集中随机选取的单个样例 $(x^{(t)}, y^{(t)})$ 估计梯度。

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta_t \nabla_\theta \mathcal{L}(\theta_t; x^{(t)}, y^{(t)}) \tag{30}$$

在实践中，SGD 中的每个参数更新都是根据一个小批处理计算的，而不是单个示例。这有助于减少参数更新中的方差，并能促使更稳定的收敛。收敛速度由学习率 η_t 控制。然而，小批量 SGD 并不能保证良好的收敛性，仍然存在一些需要解决的挑战。首先，选择一个合适的学习率并不容易。一种常见的方法是使用一个恒定的学习率，在初始阶段给出稳定的收敛，然后随着收敛速度的减慢而降低学习率。另外，学习速率计划被提出用于在训练过程中调整学习率。为了使当前梯度更新依赖于历史批次和加速训练，动量被提出用于在相关方向累加速度矢量。经典的动量更新公式是这样定义的:

$$v_{t+1} = \gamma v_t - \eta_t \nabla_\theta \mathcal{L}(\theta_t; x^{(t)}, y^{(t)}) \tag{31}$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t + v_{t+1} \tag{32}$$

其中 v_{t+1} 是当前的速度矢量，γ 是动量项，通常设置为 0.9。Nesterov 动量是在梯度下降优化中使用动量的另一种。

$$v_{t+1} = \gamma v_t - \eta_t \nabla_\theta \mathcal{L}(\theta_t + \gamma v_t; x^{(t)}, y^{(t)}) \tag{33}$$

与经典动量先计算当前梯度，然后向更新累加梯度的方向移动相比，Nesterov 动量先向先前累积梯度 γv_t 的方向移动，计算梯度，然后进行梯度更新。这种预期的更新可以防止优化进行得太快，从而获得更好的性能。

并行 SGD 方法改进了 SGD，使之适合于并行、大规模机器学习。与标准 (同步)SGD 不同的是，在标准 (同步)SGD 中，如果一台机器太慢，训练就会被延迟，这个并行化方法使用异步机制，因此除了最慢的机器上的优化外，没有其他优化会被延迟。Jeffrey Dean 等人使用另一种称为 Downpour SGD 的异步 SGD 程序来加快具有多个 CPU 的集群上的大规模分布式训练进程。也有一些工作是使用多个 GPU 的异步 SGD。Paine 等人基本上将异步 SGD 与 gpu 结合起来，与在单机上训练相比，可以将训练时间缩短几倍。Zhuang 等人也使用多个 GPU 异步计算梯度并更新全局模型参数，在 4 个 GPU 上实现的加速比在单个 GPU 上的快 3.2 倍。

注意，SGD 方法可能不会促使收敛。当性能停止提升时，训练过程可以终止。对过度训练的一个流行的补救方法是使用早期停止，在训练期间，基于验证集的性能停止优化。为了控制训练过程的持续时间，可以考虑不同的停止标准。例如，训练可能执行固定的 epoch 数，或直到达到预定义的训练错误。停止策略需要谨慎操作，在提高网络泛化能力和避免过拟合的前提下，适当的停止策略应该让训练过程继续进行。

3.6.4 批量归一化

数据归一化通常是数据预处理的第一步。全局数据归一化将所有数据转化为零均值和单位方差。但是，当数据流经深层网络时，输入到内层的分布会发生变化，从而失去网络的学习能力和准确性。Ioffe 等人提出了一种有效方法称为批量归一化 (Batch Normalization, BN) 来部分缓解这一现象。它通过一个归一化步骤来解决所谓的协变量偏移问题，该步骤固定了输入层的均值和方差，其中均值和方差的估计是在每一个小批次后计算的，而不是整个训练集。假设待规格化的层有一个 d 维输入，即 $x = [x_1, x_2, ..., x_d]^T$。我们首先将第 k 维归一化如下:

$$\hat{x}_k = (x_k - \mu_{\mathcal{B}})/\sqrt{\delta_{\mathcal{B}}^2 + \epsilon} \tag{34}$$

其中 $\mu_{\mathcal{B}}$ 和 $\delta_{\mathcal{B}}^2$ 分别为小批量的均值和方差，δ 是一个常数值。为了增强表示能力，将归一化输入 $\hat{x}_k$ 进一步转换为:

$$y_k = BN_{\gamma,\beta}(x_k) = \gamma\hat{x}_k + \beta \tag{35}$$

其中 γ 和 β 是学习参数。与全局数据归一化相比，批量归一化具有许多优点。首先，它减少了内部协变量偏移。其次，BN 减少了梯度对参数尺度或其初始值的依赖，从而对网络中的梯度流动产生有益的影响。这使得使用更高的学习率，而没有出现分歧的风险。此外，BN 正则化了模型，从而减少了 Dropout 的需要。最后，BN 使使用饱和非线性激活函数而不陷入饱和模型成为可能。

3.6.5 快捷连接

如上所述，通过规一初始化和 BN 可以缓解深度神经网络的消失梯度问题。尽管这些方法成功地防止了深度神经网络的过拟合，但它们也给网络的优化带来了困难，导致其性能比浅层网络差。这种深层神经网络所遭受的优化问题被视为退化问题。

受长短期记忆 (LSTM) 网络的启发，该网络使用门函数来确定有多少神经元的激活值要转换或只是通过。Srivastava 等人提出了能够以几乎任意深度优化网络的高速网络。其网络的输出是:

$$x_{l+1} = \phi_{l+1}(x_l, W_H) \cdot \tau_{l+1}(x_l, W_T) + x_l \cdot (1 - \tau(x_l, W_T)) \tag{36}$$

其中 x_l 和 x_{l+1} 对应第 l^{th} 块的输入和输出，$\tau(\cdot)$ 是变换门，$\phi(\cdot)$ 通常是一个仿射变换后的非线性激活函数 (通常它也可能采取其他形式)。这种门机制迫使该层的输入和输出具有相同的大小，并允许数十或数百层的高速公路网络进行有效训练。不同的输入样例，门的输出有很大的不同，说明网络不仅学习固定的结构，而且会根据特定的样例动态路由数据。

残差网络 (ResNets) 与 LSTM 单元中工作的核心思想相同。ResNets 中的快捷连接没有门控，未转换的输入直接传播到输出，从而带来更少的参数，而不是为神经元特定的门控使用可学习的权值。ResNets 的输出如下所示:

$$x_{l+1} = x_l + f_{l+1}(x_l, W_F) \tag{37}$$

其中 f_l 是权值层，它可以是卷积、BN、ReLU 或池化等操作的复合函数。对于残差块，任何较深单元的激活都可以写成较浅单元激活和残差块函数之和。这也意味着梯度可以直接传播到较浅的单位，这使得深度 ResNets 比原来的映射函数更容易优化，也更有效地训练非常深的网。这与通常的前馈网络形成了对比，后者的梯度本质上是一系列矩阵-向量乘积，随着网络的深入，它们可能会消失。

在最初的 ResNets 之后，He 等人 [123] 继续使用另一种 ResNets 预激活变体，在那里他们进行了一系列实验，以证明快捷连接是网络最容易学习的。他们还发现，将 BN 前置比在加法后使用 BN 性能要好得多。在他们的比较中，使用 BN + ReLU 预激活的残差网比之前的 ResNets 得到更高的精度。Shen 等在卷积层的输出中引入一个加权因子，逐步引入可训练层。最新的 Inception-v4 论文还报告了通过跨 Inception 模块使用跳跃连接来加速训练和提高性能。原来的 ResNets 和预激活 ResNets 非常深，但也非常薄。而 Wide ResNets 则提出减小深度，增加宽度，在 CIF AR-10、CIF AR-100 和 SVHN 上取得了令人印象深刻的结果。然而，他们

的说法并没有在 Imagenet dataset[1]上的大规模图像分类任务中得到验证。随机深度 ResNets 随机丢弃层的子集，并通过每个小批量的映射绕过它们。Singh 等人将随机深度 ResNets 和 Dropout 结合起来，推广了 Dropout 和具有随机深度的网络，可以将其视为 ResNets、Dropout ResNets 和随机深度 ResNets 的集合。ResNets (RiR) 论文中的 ResNets 描述了一种融合经典卷积网络和残差网络的架构,其中 RiR 的每个块包含残差单元和非残差块。RiR 可以知道每个残差块应该使用多少个卷积层。ResNets of ResNets(RoR) 是对 ResNets 架构的修改，该架构建议使用多级快捷连接，而不是先前在 ResNets 上的工作中的单层快捷连接。DenseNet 可以看作是一种将跳跃连接的洞察力发挥到极致的架构，其中一层的输出连接到该模块中所有后续层。在所有的 ResNets 中，Highway 和 Inception 网络中，我们可以看到一个相当明显的趋势，即使用捷径连接来帮助训练非常深的网络。

4. CNNs 的快速处理

随着计算机视觉和机器学习任务的不断挑战，深度神经网络的模型变得越来越复杂。这些强大的模型需要更多的数据进行训练，以避免过拟合。同时，大的训练数据也带来了新的挑战，如怎样在可行的时间内训练网络。在这一节中，我们将介绍一些 CNNs 的快速处理方法。

4.1. FFT

Mathieu 等人利用 FFTs 在傅里叶域进行卷积运算。使用基于 FFT 的方法有许多优点。首先，滤波器的傅里叶变换可以重复使用，因为滤波器与多幅图像在一个小批量进行卷积。其次，输出梯度的傅里叶变换可以在向滤波器和输入图像反向传播梯度时重用。最后，对输入通道的求和可以在傅里叶域中进行，这样每个图像的每个输出通道只需要进行一次傅里叶逆变换。已经开发了一些基于 GPU 的库来加快训练和测试过程，比如 cuDNN 和 fbfft。然而，使用 FFT 进行卷积需要额外的内存来存储傅里叶域的特征映射，因为滤波器必须被填充成与输入相同的大小。当步长参数大于 1 时，这种代价尤其昂贵，这在许多先进的网络中很常见，如一些论文中的早期层。FFT 可以实现更快的训练和测试过程，而小尺寸卷积滤波器的日益突出已经成为 CNNs(如 ResNet 和 GoogleNet) 的重要组成部分，这使得一种专门针对小尺寸滤波器的新方法:Winograd 的最小滤波算法。Winograd 的想法类似于 FFT，在应用逆变换之前，可以在变换空间中跨通道减少 Winograd 卷积，从而使推理更加有效。

4.2. 结构转换

低秩矩阵分解在各种情况下被用来改进优化问题。给定一个秩为 r 的 m×n 矩阵 C，存在一个分解因式 $C = AB$,其中 A 是 m×r 满列秩矩阵,B 是 r×n 满行秩矩阵。因此，我们可以用 A 和 B 来代替 C。要将 C 的参数减少一个分数 p，必须保证 $mr+rn < pmn$，即 C 的秩应满足 $r < pmn/(m+n)$。通过这种分解，空间复杂度从 $O(mn)$ 降低到 $O(r(m+n))$，时间复杂度从 $O(mn)$ 降低到 $O(r(m+n))$。为此，Sainath 等人将低秩矩阵分解应用于深度 CNN 的最终权重层，在精度损失较小的情况下，提高了约 30-50% 的训练速度。同样，Xue 等人在深度 CNN 的每一层上应用奇异值分解，使模型规模减少 71%，相对精度损失小于 1%。Denton 等人和 Jderberg 等人受深度神经网络参数冗余的启发，独立研究了卷积滤波器中的冗余，并发展了近似来减少所需的计算。Novikov 等人推广了低秩的思想，他们将权矩阵视为多维张量，并应用 Tensor-Train 分解来减少全连接层的参数数量。自适应 Fastfood 变换是 Fastfood 变换用于近似矩阵的推广。我们通过自适应 Fastfood 变换将全连接层的权重矩阵 $C \in \mathbb{R}^{n\times n}$ 重新参数化:$Cx = (\widetilde{D}_1 H \widetilde{D}_2 \prod H \widetilde{D}_3)x$，其中，其中 $\widetilde{D}_1, \widetilde{D}_2, \widetilde{D}_3$ 为参数对角线矩阵，$\prod$ 为随机排列矩阵，H 为 Walsh-Hadamard 矩阵。自适应 Fastfood 变换的空间复杂度为 $O(n)$，时间复杂度为 $O(nlogn)$。

出于循环矩阵在两个空间和计算效率的优势。Cheng 等人探讨在冗余参数化的全连接层施加循环结构加快计算权重矩阵，并进一步允许使用 FFT 的

[1] http://www.image-net.org

快速计算。对于全连接层参数矩阵的循环矩阵 $C \in \mathbb{R}^{n\times n}$，对于输入向量 $x \in \mathbb{R}^n$，可以利用 FFT 和逆 IFFT 有效地计算 Cx 的输出:$CDx = ifft(fft(v)) \circ fft(x)$，其中 $\circ$ 对应元素乘法运算，$v \in \mathbb{R}^n$ 由 C 定义，D 为随机符号翻转矩阵，用于提高模型容量。该方法将时间复杂度从 $O(n^2)$ 降低到 $O(nlogn)$，空间复杂度从 $O(n^2)$ 降低到 $O(n)$。Moczulski 等人通过交错对角矩阵与正交离散余弦变换 (DCT) 进一步推广了循环结构。变换的结果，$ACDC^{-1}$ 具有 $O(n)$ 空间复杂度和 $O(nlogn)$ 时间复杂度。

4.3. 低精度

浮点数是处理 CNNs 参数的小更新的自然选择。然而，得到的参数可能包含大量的冗余信息。为了减少冗余，二值化神经网络 (BNNs) 将计算输出的部分或全部算法限制为二值。

神经网络层的二值化有三个方面: 二值输入激活、二值突触权值和二值输出激活。完全二值化要求三个分量都是二值化的，只有一个或两个分量的情况被认为是部分二值化。Kim 等人考虑了完全二值化，即突触预定部分的权重为零，其他突触的权重都是 1。他们的网络只需要 XNOR 和位计数操作，他们报告 MNIST 数据集的准确率为 98.7%。XNOR-Net 在 ImageNet 数据集上应用卷积 BNNs，其拓扑结构受 AlexNet、ResNet 和 GoogLeNet 启发，完全二值化和部分二值化的 top-1 精度分别高达 51.2% 和 65.5%。DoReFa-Net 探索了在向前传递和向后传递中降低精度。他们在实验中探索了部分二值化和完全二值化，在 ImageNet 上对应的 top-1 准确率分别为 43% 和 53%。Courbariaux 等人的工作描述了如何用完全二值化和批量归一化层训练全连接网络和 CNNs，在 MNIST、SVHN 和 CIFAR-10 数据集上报告了具有竞争力准确性。

4.4. 权重压缩

为了减少卷积层和全连通层中参数的数量，人们做了许多尝试。在这里，我们简要介绍了这些主题下的一些方法: 矢量量化、剪枝和哈希。矢量量化 (Vector Quantification, VQ) 是一种压缩密集连接层，使 CNN 模型更小的方法。类似于标量量化，将一组大的数字映射到一个小的集合，VQ 将一组数字量化在一起，而不是一次处理它们一个。2013 年，Denil 等人论证了神经网络参数冗余的存在，并利用 VQ 显著减少了深度模型中动态参数的数量。Gong 等人研究了用于 CNNs 参数压缩的信息理论向量量化方法，获得了相似的参数预测结果。他们还发现 VQ 方法比现有的矩阵分解方法有明显的增益，在 VQ 方法中，结构化量化方法如结果量化工作明显优于其他方法 (如残差量化，标量量化)。

另一种压缩权重的方法是剪枝。通过永久删除不太重要的连接，它减少了 CNNs 中的参数和操作的数量，这使得较小的网络能够从较大的前身网络继承知识，并保持同等的性能。Han 等人通过基于量值的剪枝方法引入了网络中的细粒度稀疏性。如果任何权值的绝对值小于标量阈值，则对权值进行修剪。Gao 等人扩展了基于量值的方法，通过紧密耦合的修剪和再训练阶段，允许在之前的迭代中恢复修剪过的权值，从而实现更大的模型压缩。Yang 等人考虑了权值之间的相关性，提出了一种能量感知的剪枝算法，该算法直接使用 CNN 的能量消耗估计来指导剪枝过程。除了细粒度的修剪，也有研究粗粒度修剪的工作。Hu 等人提出去除经常在验证集上产生零输出激活的滤波器。Srinivas 等人将类似的滤波器合并为一个，而 Mariet 等人将具有类似输出激活的滤波器合并为一个。

设计一种合适的哈希技术来加速 CNNs 的训练或节省内存空间也是一个有趣的问题。HashedNets 是一种最新的技术，通过使用哈希函数将权值分组连接到哈希桶中，并且同一个哈希桶中的所有连接共享一个参数值，从而减少模型大小。它们的网络在保持图像分类泛化性能的同时，大大降低了神经网络的存储成本。正如 Shi 等人和 Weinberger 等人所指出的，稀疏性将最小化哈希碰撞，使特征哈希更有效。HashNets 可以和剪枝一起使用，从而更好地节省参数。

4.5. 稀疏卷积

最近，已经有一些尝试对卷积层的权值进行稀疏化。Liu 等人 [165] 考虑了基滤波器的稀疏表示，通过利用卷积核的通道间和通道内冗余实现 90% 的稀疏化。Wen 等人没有对卷积层的权值进行稀疏化，而是提出了一种结构化稀疏学习 (Structured Sparsity Learning, SSL) 方法来同时优化它们的超参数 (滤波器大小、深度和局部连通性)。Bagherinezhad 等人提出了一种基于查找的卷积神经网络 (LCNN)，通过对一组丰富的字典进行少量查找来编码卷积，这些字典被训练来覆盖 CNNs 的权值空间。他们用一个字典和两个张量来解码卷积层的权重。该字典在一层的所有权重过滤器中共享，这允许 CNN 从很少的训练样例中学习。与标准 CNN 相比，LCNN 可以在少量迭代中获得更高的准确率。

5. 卷积神经网络的应用

在本节中，我们介绍了一些最近的工作，应用 CNNs 去实现最先进的性能，包括图像分类，目标跟踪，姿态估计，文本检测，视觉显著性检测，动作识别，场景标记，语音和自然语言处理。

5.1. 图像分类

CNNs 在图像分类方面的应用由来已久。与其他方法相比，CNNs 由于具有联合特征和分类器学习的能力，能够在大尺度数据集上获得更好的分类精度。大尺度图像分类的突破在 2012 年到来。Krizhevsky 等人开发了 AlexNet，并在 ILSVRC 2012 中取得了最好的性能。在 AlexNet 成功之后，一些工作通过减少过滤器大小或扩大网络深度，在分类精度方面取得了显著的改善。构建分类器的层次结构是对具有大量类别的图像进行分类的常用策略。一篇论文中的工作是在 CNN 中引入类别层次的最早尝试之一，其中提出了一种基于树的先验的判别迁移学习。它们使用类的层次结构在相关类之间共享信息，以提高只有很少训练样例的类的性能。类似地，Wang 等人构建了一个树结构来学习细粒度特征用于子类别识别。Xiao 等人提出了一种不仅递增而且分层增长网络的训练方法。在他们的方法中，类根据相似点分组，并自组织成不同的层次。Yan 等通过将深度 CNNs 嵌入到类别层次中，引入了层次深度 CNNs(HD-CNNs)。他们将分类任务分解为两个步骤。首先使用粗类别 CNN 分类器将容易的类别彼此分离，然后将较难的类别路由到下游的细类别分类器进行进一步预测。该体系结构遵循从粗到细的分类范式，以可承受的复杂性增加为代价而实现更低的错误。

子类分类是图像分类中另一个快速发展的子领域。已经有一些细粒度的图像数据集 (如鸟类，狗，汽车和植物)。使用对象部件信息有利于细粒度分类。一般来说，通过对物体重要部位的定位和对其外观的区分来提高精度。通过这种方式，Branson 等人提出了一种从多姿态归一化区域中检测部件并提取 CNN 特征的方法。利用部件标注信息学习紧凑的姿态归一化空间。他们还建立了一个模型，将低层特征层与姿态归一化提取例程和高层特征层与未对齐的图像特征集成在一起，以提高分类精度。Zhang 等人提出了一种基于部件的 R-CNN，可以学习整个目标和部件的检测器。他们使用选择性搜索来生成部件方案，并应用非参数几何约束来更精确地定位部件。Lin 等人将部件定位、对齐和分类纳入一个称为 Deep LAC 的识别系统。他们的系统由三个子网络组成: 定位子网络用于估计部件位置，对齐子网络作为输入接收位置并进行模板对齐，分类子网络以姿态对齐后的部件图像作为输入预测类别标签。他们还提出了一个值链接函数，以连接各子网络，让他们在训练和测试中作为一个整体工作。

可以看出，上述方法都利用了部分标注信息进行监督训练。然而，这些标注不容易收集，而且这些系统在扩展和处理多种细粒度类方面有困难。为了避免这一问题，一些研究人员提出用无监督的方式寻找局部的部件或区域。Krause 等人使用局部学习的特征的集合表示细粒度分类，他们使用协同分割和对齐生成部件，然后比较每个部件的性能并将相似点聚集在一起。在他们最新的论文中，他们将协同分割和对齐结合在一个有区别的混合物中，以生成便于细粒度分类的部件。Zhang 等人使用无监督选择性搜索生成目标方案，然后从多尺度生成的部件

方案中选择有用的部件。Xiao 等将 CNN 中的视觉注意机制用于细粒度分类。它们的分类管道由三种类型的注意组成: 自底向上注意机制提出候选块，对象级自顶向下注意机制选择某一对象的相关块，部分级自顶向下注意机制定位有区别的部分。将这些注意事项结合起来训练特定领域的网络，这些网络可以帮助发现前景物体或物体部件，并提取具有区别性的特征。Lin 等人提出了一种用于细粒度图像分类的双线性模型。识别体系结构由两个特征提取器组成。两个特征提取器的输出在图像的每个位置使用外积相乘，并被合并以获得图像描述符。

5.2. 目标检测

目标检测是计算机视觉中一个长期存在的重要问题。一般来说，难点主要在于如何准确有效地定位图像或视频帧中的目标。CNNs 用于检测和定位的历史可以追溯到上世纪 90 年代。然而，由于缺乏训练数据和有限的处理资源，2012 年之前基于 CNN 的目标检测进展缓慢。自 2012 年以来，ImageNet 挑战中 CNNs 的巨大成功重新引发了人们对基于 CNNs 的对象检测的兴趣 [197]。在一些早期的工作中，人们使用基于滑动窗口的方法在每个位置和尺度上采样的窗口上密集地评估 CNN 分类器。由于一幅图像中通常有数十万个候选窗口，这些方法的计算成本很高，不适合应用于大规模数据集，如 Pascal VOC、ImageNet 和 MSCOCO。

近年来，基于对象提议的方法引起了广泛的兴趣，在一些论文中得到了广泛的研究。这些方法通常利用快速和通用的测量来测试一个被采样的窗口是否是一个潜在的对象，并进一步将输出对象建议传递给更复杂的检测器，以确定它们是背景还是属于一个特定的对象类。最著名的基于目标建议的 CNN 检测器之一是基于区域的 CNN(R-CNN)。R-CNN 使用选择性搜索 (SS) 提取了大约 2000 个自底向上可能包含对象的区域建议。然后，这些区域建议被扭曲成一个固定的大小 (227×227)，并使用预先训练的 CNN 从它们中提取特征。最后，采用二值 SVM 分类器进行检测。

R-CNN 带来了显著的性能提升。但是它的计算成本仍然很高，因为需要对每个区域分别进行耗时的 CNN 特征提取。为了解决这一问题，最近的一些工作提出在特征提取中共享计算。OverFeat 从图像金字塔计算 CNN 特征进行定位和检测。因此，计算可以很容易地在重叠的窗口之间共享。空间金字塔池化网络 (Spatial pyramid pooling network, SPP net) 是一种基于金字塔的 R-CNN 版本，它引入了一个 SPP 层来减轻输入图像必须有固定大小的限制。与 R-CNN 不同，SPP net 只从整个图像中提取一次特征图，然后在每个候选窗口上使用空间金字塔池化得到固定长度的表示。SPP net 的一个缺点是它的训练过程是一个多阶段的流水线，这使得 CNN 特征提取器和 SVM 分类器不能联合训练来进一步提高准确率。Fast RCNN 通过使用端到端训练方法改进了 SPP net。所有网络层都可以在微调过程中更新，简化了学习过程，提高了检测精度。后来，Faster R-CNN 引入了一个区域方案网络 (RPN) 来生成对象方案，并进一步提高了速度。除了基于 R-CNN 的方法外，Gidaris 等人提出了一个多区域和语义分割感知的目标检测模型。他们在迭代定位机制和非最大抑制后的盒投票方案上整合了这些特征。Yoo 等将目标检测问题视为迭代分类问题。它从目标检测网络中聚集量化的弱方向，预测出精确的目标边界框。

目标检测的另一个重要问题是如何探索有效的训练集，因为性能在很大程度上取决于正样本和负样本的数量和质量。CNN 训练的在线自举法 (或硬负挖掘) 由于其在与动态变化环境交互的智能识别系统中的重要性，最近受到了越来越多的关注。有人提出了一种新的自举技术，称为在线硬实例挖掘 (OHEM)，用于基于 CNNs 的训练检测模型。它通过自动选择难的样例来简化训练过程。同时，它只计算一张图像的特征图一次，然后将该图像的所有感兴趣区域 (region-of-interest, RoIs) 转发到这些特征图的顶部。因此，它能够以很小的额外计算代价找到困难的样例。

最近，YOLO 和 SSD 允许直接预测类标签的单一管道检测。YOLO 将目标检测视为对空间分隔的边界框和相关的类概率的回归问题。整个检测管道

是一个单一的网络，在一次评估中预测完整图像的边界框和类别概率，并可以端到端直接优化检测性能。SSD 将边界框的输出空间离散为一组默认的框，在不同的长宽比和每个特征地图位置的比例。通过这种多尺度设置及其匹配策略，SSD 明显比 YOLO 更准确。由于超分辨率的好处，Lu 等人提出了一种自上而下的搜索策略，将窗口递归地划分为子窗口，其中训练一个额外的网络来解释这种划分决策。

5.3. 目标跟踪

目标跟踪的成功很大程度上依赖于目标外观的表示在应对诸如视角变化、光照变化和遮挡等挑战时的鲁棒性。有几次尝试使用 CNN 进行视觉跟踪。Fan 等人使用 CNN 作为基础学习器。它学习一个单独的特定类的网络来跟踪对象。在论文中，作者设计了一个具有移位变化结构的 CNN 跟踪器。这样的架构起着关键的作用，它将 CNN 模型从一个检测器变成了一个跟踪器。这些特征是在离线训练中学习的。与传统的跟踪器只提取局部空间结构不同，这种基于 CNN 的跟踪方法通过考虑两个连续帧的图像提取空间结构和时间结构。由于时间信息中的大信号往往发生在运动的物体附近，时间结构为跟踪提供了一个粗略的速度信号。

Li 等人提出了一种针对特定目标的 CNN 用于目标跟踪，在跟踪过程中逐步训练 CNN，并在线获取新的样例。它们使用多个 CNN 的候选池作为目标对象的不同实例的数据驱动模型。每个 CNN 维护一组特定的内核，利用所有可用的低级别线索，有利于从周围的背景中区分物体块。这些内核在初始化相应的 CNN 时，只使用一个实例进行训练后，在每一帧上以在线方式更新。Li 等人没有在过去的所有外观观察中学习一个复杂而强大的 CNN 模型，而是在一个配备了时间适应机制的框架中使用相对较少的滤波器。在给定帧的情况下，选择池中最为可能的 CNNs 来评估对目标物体的假设。得分最高的假设被指定为当前检测窗口，并使用优化结构损失函数的热启动反向传播对所选模型重复训练。

在一篇论文中，提出了一种 CNN 目标跟踪方法，解决了手工特征和浅层分类器结构在目标跟踪问题中的局限性。首先通过 CNN 自动学习鉴别特征。为了解决模型更新带来的跟踪器漂移问题，跟踪器利用了初始帧中被标记物体的真实外观信息和在线获得的图像观测结果。采用启发式模式来判断是否更新对象外观模型。

Hong 等人提出了一种基于预先训练的 CNN 的视觉跟踪算法，首先训练网络用于大规模图像分类，然后转移将学习到的表征去描述目标。在 CNN 的隐藏层之上，他们添加了一个在线 SVM 的额外层，以区别地学习目标的外观与背景。利用支持向量机 SVM 学习的模型，将目标相关信息反向投影到输入图像空间，计算出目标特定的显著性映射。利用目标特定的显著性映射获取生成的目标外观模型，并在了解目标空间形态的基础上进行跟踪。

5.4. 姿态估计

自深度结构学习取得突破以来，近年来的许多研究工作都更加关注利用神经网络学习人体姿态估计任务的多层次表征。DeepPose 是神经网络首次应用于人体姿态估计问题。在这项工作中，姿态估计被表述为一个基于 CNN 的身体关节坐标回归问题。提出了一个 7 层级联神经网络，以一种整体的方式来推理姿态。不同于以往通常明确设计图形模型和部件检测器的工作，DeepPose 通过将整个图像作为输入来捕获每个身体关节的完整背景。

同时，一些工作利用 CNN 学习局部身体部位的表征。Ajrun 等人提出了一种基于 CNN 的端到端学习的全身人体姿态估计方法，该方法联合训练 CNN 部件检测器和类马尔可夫随机场 (Markov Random Field, MRF) 空间模型，利用卷积先验计算图中的成对势。在一系列的论文中，Thompson 等人使用多分辨率 CNN 计算每个身体部位的热图。与 Ajrun 等人不同，Thompson 等人学习了身体部位先验模型，并隐含了空间模型的结构。具体来说，他们首先以成对的方式将每个身体部位与自身以及其他身体部位连接起来，并使用一个全连接的图来建模空间先验。作为对该技术的扩展，Thompson 等提出了一种 CNN 架构，该架构包括一个经过粗糙姿态估计 CNN 后的位置细化模型。该细化模型是一个

Siamese 网络，它与现有模型以级联方式联合训练。在与 Thompson 等人类似的工作中，Chen 等人也将图形模型与 CNN 相结合。他们利用 CNN 来学习部件的存在及其空间关系的条件概率，这些在图形模型中以一元和成对的形式使用。学习到的条件概率可以被视为身体姿态的低维表征。还有一种姿态估计方法叫做双源 CNN，它集成了图形模型和整体风格。它以全身图像和局部部位的整体视图作为输入，将局部信息和上下文信息结合起来。

除了使用 CNN 对静止图像进行姿态估计外，最近研究者还将 CNN 应用于视频中的人体姿态估计。基于 Thompson 等人的工作，Jain 等人还将 RGB 特征和运动特征结合到多分辨率 CNN 架构中，以进一步提高精度。具体来说，CNN 以滑动窗口的方式进行姿态估计。CNN 的输入是一个由 RGB 图像及其相应运动特征组成的 3D 张量，输出是一个包含关节响应映射的 3D 张量。在每个响应图中，每个位置的值表示在该像素位置上存在相应关节的数值。多分辨率处理是通过简单的向下采样输入和反馈给网络来实现的。

5.5. 文本检测与识别

识别图像中的文本已经被广泛研究了很长一段时间。光学字符识别 (OCR) 是传统的研究热点。OCR 技术主要是在相当有限的视觉环境下 (例如，干净的背景，对齐的文本) 对图像进行文本识别。近年来，随着计算机视觉研究中高层次视觉理解的发展趋势，人们的研究重点开始转向场景图像的文本识别。场景图像是在无约束的环境下采集的，存在大量的外观变化，这给现有的 OCR 技术带来了很大的困难。这种担忧可以通过使用更强更丰富的特征表示来缓解，比如 CNN 模型学到的那些特征。为了提高 CNN 场景文本识别的性能，已经有一些研究工作被提出。研究工作大致分为三类:(1) 不需要识别的文本检测与定位;(2) 裁剪文本图像的文本识别;(3) 集成了文本检测和识别的端到端文本定位:

5.5.1 **文本检测**

将 CNN 应用于场景文本检测的先驱之一是论文 (索引 235)。论文 (索引 235) 采用的 CNN 模型对裁剪文本补丁和非文本场景补丁进行学习，以区分两者。然后，在给定输入的多尺度图像金字塔的 CNN 滤波器生成的相应映射上检测文本。为了减少文本检测的搜索空间，Xu 等人提出通过最大稳定极值区域 (Maximally Stable Extremal Regions, MSER) 获得一组候选特征，然后通过 CNN 分类对候选特征进行过滤。另一项结合 MSER 和 CNN 进行文本检测的工作是论文 (索引 237)。在该论文中，CNN 被用来区分类文本的 MSER 组件和非文本组件，并通过滑动窗口的方式应用 CNN，然后使用非最大抑制 (Non-Maximal Suppression, NMS) 来分割杂乱的文本组件。除了文本的本地化，有一个有趣的工作 [238] 利用 CNN 来确定输入图像是否包含文本，而不告诉文本的确切位置。在论文 (索引 238)，使用 MSER 获得候选文本，然后传入 CNN 生成视觉特征，最后通过在 Bag-of-Words(BoW) 框架中聚合 CNN 特征来构建图像的全局特征。

5.5.2 **文本识别**

Goodfellow 等提出了一种 CNN 模型，在其最后一层有多个 softmax 分类器，每个分类器负责多数字输入图像中每个序列位置的字符预测。Jaderberg 等人引入了一种新的类似条件随机场 (Conditional Random Fields(CRF)-like) 的 CNN 模型，联合学习用于场景文本识别的字符序列预测和三元一带，试图在不使用词典和字典的情况下进行文本识别。最近的文本识别方法是在传统的 CNN 模型的基础上，加入了各种循环神经网络 (RNN)，以更好地建模文本中字符之间的序列依赖关系。在论文 (索引 241) 中，CNN 从滑动窗口获得的字符级图像块中提取丰富的视觉特征，并通过 LSTM 进行序列标注。论文 (索引 243) 中提出的方法与论文 (索引 241) 非常相似，除了论文 (索引 243) 中可以考虑词典来提高文本识别性能。

5.5.3 端到端文字识别

对于端到端文本识别, Wang 等人应用最初用于字符分类训练的 CNN 模型进行文本检测。与该方向相似，论文 (索引 244) 中提出的 CNN 模型实现了端到端文本识别系统的四个不同子任务的特征共享: 文本检测、字符大小写敏感和不敏感分类和二联体分类。Jaderberg 等人以一种非常全面的方式利用 CNNs 进行端到端文本识别。在他的论文中, 其提出的系统的主要子任务，即文本边界框过滤、文本边界框回归和文本识别分别由单独的 CNN 模型处理。

5.6. 视觉显著检测

定位图像中重要区域的技术称为视觉显著性预测。这是一个具有挑战性的研究课题, 大量的计算机视觉和图像处理应用都由它促进。近年来, 一些研究工作提出利用 CNNs 强大的视觉建模能力来进行视觉显著性预测。在视觉显著性预测中, 多个上下文信息是一个至关重要的先验，在大多数研究中，多个上下文信息与 CNN 同时使用。Wang 等人引入了一种新的显著性检测算法，该算法先后利用局部上下文和全局上下文。局部上下文由 CNN 模型处理, 根据局部图像块的输入为每个像素赋一个局部显著性值，而全局上下文 (对象级信息) 由深度全连接前馈网络处理。在论文 (索引 247) 中，CNN 参数在全局上下文和局部上下文模型之间共享，用于预测目标对象中发现的超像素的显著性。论文 (索引 248) 采用的 CNN 模型在大规模图像分类数据集上进行预训练，然后在不同的上下文层次之间共享，用于特征提取。然后将不同上下文级别的 CNN 输出串联为输入，传入可训练的全连接前馈网络进行显著性预测。与上面两个方法类似，论文 (索引 249) 中用于显著性预测的 CNN 模型在三个 CNN 流中共享, 每个流获取不同上下文尺度的输入。He 等人导出了一个空间核和一个范围核，以产生两个有意义的序列作为一维 CNN 输入，分别描述颜色的唯一性和颜色分布。与原始图像像素的输入相比，所提出的序列更具有优势，因为它们可以降低 CNN 的训练复杂度，同时可以对超像素之间的上下文信息进行编码。

也有基于 CNN 的显著性预测方法, 同时不考虑多个上下文信息。相反，他们非常依赖 CNN 强大的表示能力。在论文 (索引 251) 中，从大量随机实例化的 CNN 模型中导出了 CNNs 集合，为显著性检测生成良好的特征。然而，该方法中实例化的 CNN 模型不够深入, 因为层的最大数量被限制在 3 个。在论文 (索引 252) 中 (Deep Gaze) 通过使用预先训练的、具有 5 个卷积层的更深的 CNN 模型，学习一个单独的显著性模型来联合结合每个 CNN 层的响应，并预测显著性值。论文 (索引 253) 是唯一使用 CNN 进行端到端的视觉显著性预测的工作，这意味着 CNN 模型接受原始像素作为输入，生成显著性映射作为输出。Pan 等人认为，所提出的端到端方法的成功归因于其不太深的 CNN 架构，该架构会试图防止过拟合。

5.7. 行为识别

动作识别，即对人的行为进行分析，并根据人的视觉外观和运动动力学对其活动进行分类，是计算机视觉中具有挑战性的问题之一。一般来说，这个问题可以分为两大类: 静态图像中的动作分析和视频中的动作分析。对于这两类，已经提出了有效的基于 CNN 的方法。在本小节中，我们将简要介绍这两类的最新进展。

5.7.1 静止图像上的行为识别

论文 (索引 257) 的研究表明, 经过训练的 CNN 最后几层的输出可以作为各种任务的一般视觉特征描述符。同样的方法被论文 (索引 258) 用于行为识别, 他们使用预训练 CNN 倒数第二的输出层代表完整的行为，以及图片中人类的边界框, 并达到高水平的行为分类性能。Gkioxari 等人在该框架中添加了部分检测。他们的部分检测器是基于 CNN 的原始 Poselet 等人方法的扩展。论文 (索引 261) 利用基于 CNN 的上下文信息表示进行行为识别。他们在图像中大量的目标区域中搜索最具代表性的次区域，并以自底向上的方式在主区域 (人类主体的真实边界框) 的描述中添加上下文特征。他们利用一个 CNN 来表示和微调主要区域和背景区域的表示。在此之

后，他们又向前迈进了一步，证明无需使用人体边界框就可以在图像中定位和识别人体动作。然而，他们需要训练人类探测器来指导他们在测试时的识别。在论文 (索引 263) 中，他们提出了一种方法，以最小的注释代价分割潜在的人机交互的动作掩码。

5.7.2 视频序列中的行为识别

在视频中应用 CNN 是很大的挑战，因为传统的 CNN 被设计为表示二维纯空间信号，但在视频中添加了一个新的时间轴，这与图像中的空间变化有本质上的不同。与图像相比，视频信号的尺寸也有更高的阶数，这使得卷积网络更难应用于视频信号上。Ji 等人提出以类似于其他空间轴的方式考虑时间轴，并引入 3D 卷积层网络应用于视频输入。最近，Tran 等人研究了这种方法的性能、效率和有效性，并展示了它与其他方法相比的优势。

另一种将 CNN 应用于视频的方法是保持二维卷积，并融合连续帧的特征映射，如论文 (索引 267) 所提出。他们评估了三种不同的融合策略: 晚期融合、早期融合和慢融合，并将它们与单独帧应用 CNN 进行比较。Simonyan 和 Zisserman[268] 提出，通过 CNN 更好地进行动作识别是将表征分离到空间和时间的变化，并为它们训练各自 CNN。该框架的第一个流是一个应用于所有帧的传统 CNN，第二个接收输入视频的密集光流，训练另一个在大小和结构上与空间流相同的 CNN。两个流的输出在类别得分融合步骤中进行合并。Chéron 等在人体局部部位上利用两流 CNN，显示基于局部 CNN 描述符的聚合，可以有效提高行为识别性能。另一种不同于空间变化的视频动态建模方法是，将基于 CNN 的每帧特征输入序列学习模块，例如循环神经网络。Donahue 等人研究了在该框架中应用 LSTM 单元作为序列学习器的不同配置。

5.8. 语义分割

语义分割的目的是将一个语义类 (道路、水、海等) 与输入图像的每个像素相关联。利用神经网络直接从局部图像块中建立像素的类似然模型。他们能够学习强大的特征和分类器来区分局部视觉微妙。Farabet 等人率先将 CNN 应用于语义分割任务。他们用不同尺度的图像块为多尺度卷积神经网络提供信息，结果表明，所学习到的网络比具有手工特征的系统性能要好得多。此外，该网络还成功应用于 RGB-D 语义分割中。为了使 CNN 具有超过像素的大视野，Pinheiro 等人开发了循环神经网络。更具体地说，在前面的迭代中，相同的 CNN 被循环应用到 CNNs 的输出映射中。通过这样做，他们可以获得稍微更好的标记结果，同时显著减少推理时间。Shuai 等通过采样图像块训练参数神经网络，大大加快了训练时间。他们 (索引 279) 发现，基于块的 CNNs 存在局部歧义问题，通过整合全局来解决该问题。论文 [280] 和论文 [281] 使用循环神经网络建模来自 CNN 的图像特征之间的上下文相关性，并显著提高了分割性能。同时，研究人员正在开发利用预先训练的深度 CNN 进行对象语义分割。Mostajabi 等人应用卷积神经网络的局部和近端特征，并应用 Alex-net 获取远端和全局特征，它们的串联产生了缩小特征。他们在语义分割任务上取得了非常有竞争力的结果。Long 等训练一个全卷积网络，直接预测输入图像到密集的标签映射。在 ImageNet 分类数据集上预先训练的模型初始化 FCNs 的卷积层，并学习反卷积层以提高标签映射的分辨率。Chen 等人也利用预先训练的深度 CNNs 求出像素的标签。考虑到边界对齐的不完全性，他们进一步使用全连通 CRF 来提高分类性能。

5.9. 语音处理

5.9.1 自动语音识别

自动语音识别 (Automatic Speech Recognition, ASR) 是一种将人类语音转换为口语的技术。在将 CNN 应用于 ASR 之前，该领域一直被隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model) 和高斯混合模型 (Gaussian Mixture Model, GMM-HMM) 方法所主导，这些方法通常需要手工提取语音信号的特征，例如最常用的 Mel Frequency Cepstral Coefficients(MFCC) 特征。与此同时，也有研究者将深度神经网络 (DNNs) 应用于大词汇量连续语音识别 (LVCSR) 中，获得了令人满意的结果，但其网络在

不匹配的条件下，如不同的录音条件等，容易出现性能退化。CNNs 比 GMM-HMMs 和一般 DNNs 表现出更好的性能，因为它们非常适合通过局部连接利用时间域和频域的相关性，并且能够捕捉人类语音信号中的频移。在论文 (索引 289) 中，他们通过将 CNN 应用于 Mel 滤波器组特征来降低语音识别错误。一些尝试使用 CNN 的原始波形，并学习滤波器与网络的其余部分一起处理原始波形。大部分 CNN 在 ASR 中的早期应用只使用较少的卷积层。例如，Abdel-Hamid 等在他们的网络中使用了一个卷积层，Amodei 等使用了三个卷积层作为特征预处理层。最近，非常深的 cnn 在 ASR 中表现出了惊人的性。此外，小滤波器已成功应用于混合 NN-HMM 在 ASR 系统的声学建模中，ASR 任务的池化操作被密集连接层所取代。Yu 等人提出了一种基于注意力模型 ASR 的逐层上下文扩展，它是时延神经网络的一种变体，较低层集中于提取简单的局部模式，而较高层利用更广泛的上下文，提取较低层复杂的模式。在论文 (索引 40) 中也可以找到类似的想法。

5.9.2 统计参数语音合成

除了语音识别，cnn 的影响也扩展到统计参数语音合成 (SPSS)。语音合成的目标是直接从文本中产生语音，并可能带有附加信息。众所周知，与自然语音相比，由浅层结构 HMM 网络产生的语音声音通常是低沉的。许多研究采用深度学习的方法来克服这一缺陷。这些方法的一个优点是它们能够使用生成建模框架来表示内在关联。灵感来自于神经自回归生成模型的最新进展，这些模型分布复杂如图像和文本。WaveNet 利用 CNN 的生成模型来表示给定语言特征的声学特征的条件分布，在 SPSS 可以被视为一个里程碑。为了处理长期的时间依赖性，他们开发了一种基于扩展因果卷积的新架构，以捕获非常大的接受域。通过对文本的语言特征进行条件反射，可以直接将文本合成语音。

5.10. 自然语言处理

5.10.1 统计语言模型

对于统计语言建模，输入通常由不完整的单词序列组成，而不是完整的句子。Kim 等人在每个时间步中将字符级 CNN 的输出作为 LSTM 的输入。genCNN 是一种用于序列预测的卷积架构，它使用单独的门通网络来取代最大池化操作。最近，Kalchbrenner 等人提出了一种基于 CNN 的序列处理架构 ByteNet，它是由两个扩展的 CNN 组成的堆栈。与 WaveNet 一样，ByteNet 也受益于通过膨胀来增加接受域大小的卷积，从而可以建模具有长期依赖关系的顺序数据。它还具有计算时间仅线性依赖于序列长度的优点。与递归神经网络相比，cnn 不仅可以获得长范围信息，而且可以得到输入词的层次表示。Gu 等人和 Yann 等人有一个相似的想法，他们都使用 CNN 而不使用池化来模拟输入词。Gu 等人将 CNN 与循环网络结合起来，与基于 lstm 的方法相比有了巨大的改进。受 LSTM 网络中的门控机制启发，在论文 (索引 308) 中的门控 CNN 采用门控机制来控制信息在网络中流动的路径，在 WiKiText-103 上达到了最先进的水平。然而，一些论文中的框架仍然处于循环框架下，其网络的输入窗口大小是有限的。如何捕获特定的长期依赖关系以及历史单词的分层表示仍然是一个开放性问题。

5.10.2 文本分类

文本分类是自然语言处理 (Natural Language Processing, NLP) 中的一项重要任务。自然语言的句子有复杂的结构，既有顺序的，也有层次的，这对理解它们至关重要。CNN 具有捕获时态关系或层次结构的强大能力，在句子建模方面取得了优异的成绩。一个合适的 CNN 结构对于文本分类很重要。Collobert 等和 Yu 等使用一个卷积层对句子进行建模，而 Kalchbrenner 等使用多层卷积对句子进行建模。在论文 (索引 312) 中，他们使用多通道卷积和可变核进行句子分类。结果表明，多个卷积层有助于提取高级抽象特征，多个线性滤波器可以有效地考虑不同的模型特征。最近，Yin 等人通过层次卷积结

构和进一步探索多通道和可变大小特征检测器对论文 (索引 312) 中的网络进行了扩展。池化操作可以帮助网络处理可变的句子长度。在论文中，他们使用最大池化来保留最重要的信息来表示句子。然而，最大池化不能区分某一行中的相关特性是只出现一次还是多次，它忽略了这些特性出现的顺序。在论文 (索引 311) 中，他们提出了 k-max 池化，该池以输入序列的原始顺序返回前 k 个激活。动态 k-max 池化是 k-max 池化算子的泛化，其中 k 值取决于输入特征图的大小。与在计算机视觉中非常成功的深度 CNN 相比，上面提到的 CNN 架构是相当浅的。最近，Conneau 等人实现了一种深度卷积架构，该架构多达 29 个卷积层。他们发现，当网络非常深 (49 层) 时，快捷连接的效果更好。然而，在这种设置下，它们并不能达到最先进的水平。

6. 结论和展望

深度 CNN 在处理图像、视频、语音和文本方面取得了突破。本文综述了近年来 CNN 的研究进展。我们从不同的方面讨论了 CNN 的改进，即层设计，激活函数，损失函数，正则化，优化和快速计算。除了概述 CNN 在各个方面的进展外，我们还介绍了 CNN 在许多任务中的应用，包括图像分类、目标检测、目标跟踪、姿态估计、文本检测、视觉显著性检测、行为识别、语义分割、语音和自然语言处理。

CNNs 虽然在实验评价中取得了很大的成功，但仍有许多问题值得进一步研究。首先，由于最近的 CNNs 越来越深入，它们需要大规模的数据集和大量的计算能力来进行训练。手工收集标记数据集需要大量的人力。因此，我们希望探索 CNN 的无监督学习。同时，为了加快训练过程，虽然已经有一些使用 CPU 和 GPU 集群的异步 SGD 算法表现出了良好的效果，但开发有效的、可扩展的并行训练算法仍然是值得的。在测试时，这些深度模型对内存要求高，耗时长，这使得它们不适合部署在资源有限的移动平台上。研究如何在不影响精度的情况下降低模型的复杂性和快速执行模型是非常重要的。

此外，将 CNN 应用于新任务的一个主要障碍是，它需要相当多的技巧和经验来选择合适的超参数，如学习率、卷积滤波器的核大小、层数等。这些超参数具有内部依赖关系，这使得它们在调优时代价特别昂贵。最近的研究表明，目前学习深度 CNN 架构的优化技术还有很大的改进空间。

最后，CNNs 仍然缺乏可靠的理论。目前的 CNN 模型对于各种应用程序都很好。然而，我们甚至不知道它本质上是如何工作的。希望对 CNNs 的基本原理进行更多的研究。同时，如何利用自然视觉感知机制来进一步完善 CNN 的设计也是值得探索的。我们希望通过本文的研究，不仅能更好地理解 CNNs，而且有助于今后 CNNs 领域的研究活动和应用发展。

参考文献

[1] J. Gu, Z. Wang, J. Kuen, L. Ma, and W. Gang. Recent advances in convolutional neural networks. Pattern Recognition, 2015.