首先是CNN正向传播过程：

CNN的正向传播过程是输入数据经过一系列功能层（卷积、池化和非线性激活层等），最终到达输出层。以一个简单示例演示CNN的正向传播过程，该网络结构包括两个卷积层和两个池化层，输入数据为一个1×12的向量。

首先，进入第一个卷积层（Conv1）：

1×12的输入向量M经过*N*1个1×3的卷积核（步幅为1）的卷积生成*N*1个1×10的特征向量（Feature maps）：

 （A.1）

 （A.2）

其中，*i*=1, 2, …, *N*1。

然后，进入第一个池化层（P2）：

池化窗口的尺寸为2×2，步幅为2，因此一个1×10的特征向量被池化成一个1×5的池化特征向量，第一步卷积输出的特征向量共计生成*N*1个新的特征向量：

 （A.3）

 （A.4）

再次进入第二个卷积层（Conv3）：

该卷积层中的每个新的1×4的特征向量都由P2中所有*N*1个池化特征向量经过*N*1个1×2的卷积核，*N*3个卷积核共获得*N*3个新的特征向量。

 （A.5）

 （A.6）

其中，*i*=1, 2, …, *N*3，*j*=1, 2, …, *N*1。

然后，进入第二个池化层（P4）：

池化窗口的尺寸为2×2，步幅为2，因此一个1×4的特征向量被池化成一个1×2的池化特征向量，第一步卷积输出的特征向量共计生成*N*3个新的特征向量：

 （A.7）

 （A.8）

最后将按顺序展开成一条长向量，作为全连接层的输入，并进行Softmax层的计算后进入输出层，并在输出层计算交叉熵损失，作为反向传播的初始值。

然后是CNN的反向传播过程：

CNN的反向传播区别于传统人工神经网络，主要区别于非全连接部分，由于传统全连接网络相邻两层都是相连的，反向求导/传播过程非常简单，而CNN在反向传播过程中首先需要明确哪些神经元相互连接。下面将分层描述CNN的反向传播过程。

首先是全连接层，其反向传播过程与传统神经网络反向传播是一致的：

 （A.9）

 （A.10）

其中：

 （A.11）

 （A.12）

*J*为损失函数，*w*(*l*)为第*l*层的权值，为学习率， 为第*l*层的误差灵敏度。

然后，假设当前卷积层、下层的池化层和上一层的池化层分别为*l*、*l*+1和*l*-1。则从上层的池化层到当前卷积层的计算方法为：

 （A.13）

求导过程如下：

 （A.14）

 （A.15）

 （A.16）

其中，*up*为上采样操作，(#)*st*表示遍历元素，是由所连接的*l*-1层中与相连接的元素构成的。

最后假设当前层为池化层，上一层和下一层都为卷积层，分别设置为*l*、*l*-1和*l*+1。

则从上层的卷积层到当前池化层的计算方法为：

 （A.17）

求导过程如下：

 （A.18）

 （A.19）

 （A.20）

其中，(#)*st* 表示遍历#的所有数值，。

以上就是CNN中两个主要操作步骤的误差反向传播算法，根据相应的梯度下降算法，权值被不断的更新，网络的性能也被不断优化，通过重复正向传播与反向传播过程来完成网络的训练。