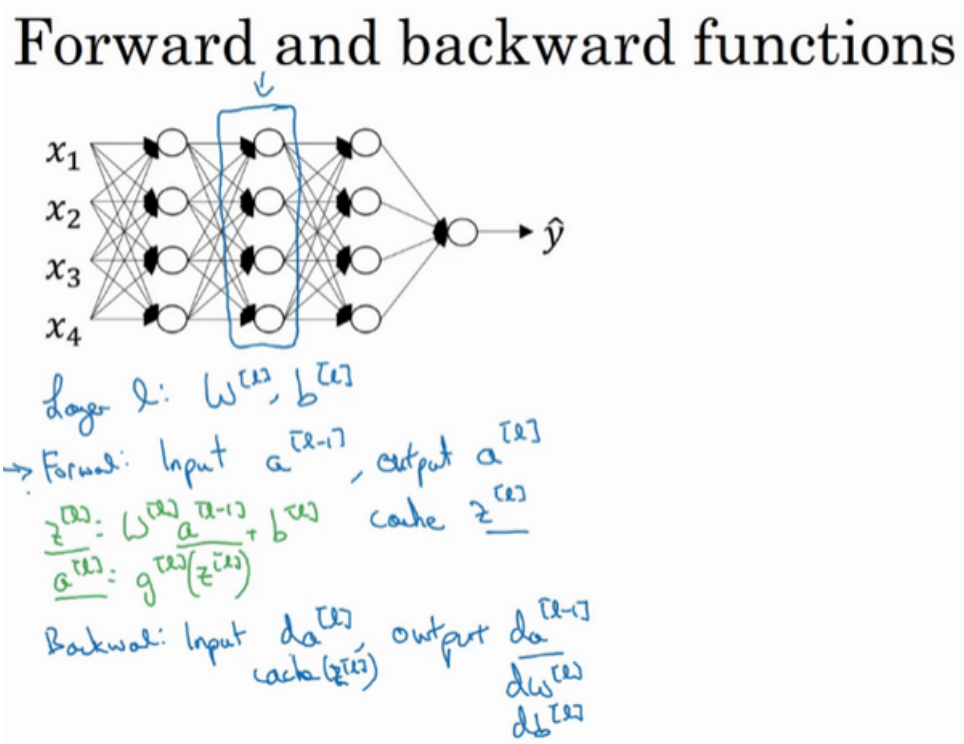
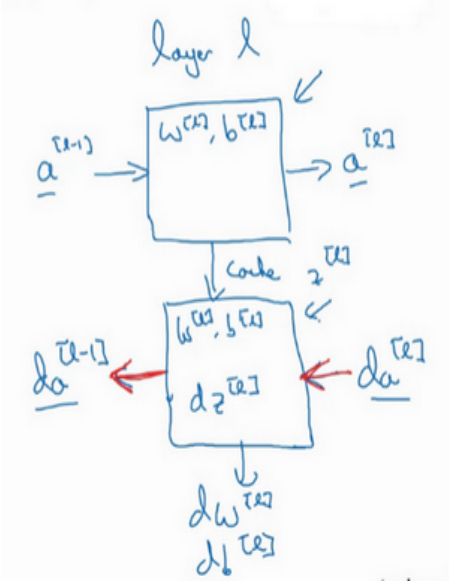
4.6 搭建神经网络块（Building blocks of deep neural networks）



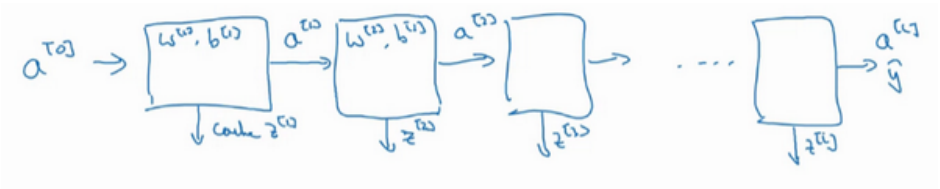
这是一个层数较少的神经网络，我们选择其中一层（方框部分），从这一层的计算着手。在第l层你有参数$W^{[l]}$和$b^{[l]}$，正向传播里有输入的激活函数，输入是前一层$a^{[l-1]}$，输出是$a^{[l]}$，我们之前讲过$z^{[l]} = W^{[l]}a^{[l-1]} + b^{[l]}$,$a^{[l]} = g^{[l]}(z^{[l]})$，那么这就是你如何从输入$a^{[l-1]}$走到输出的$a^{[l]}$。之后你就可以把$z^{[l]}$的值缓存起来，我在这里也会把这包括在缓存中，因为缓存的$z^{[l]}$对以后的正向反向传播的步骤非常有用。

然后是反向步骤或者说反向传播步骤，同样也是第l层的计算，你会需要实现一个函数输入为$da^{[l]}$，输出$da^{[l-1]}$的函数。一个小细节需要注意，输入在这里其实是$da^{[l]}$以及所缓存的$z^{[l]}$值，之前计算好的$z^{[l]}$值，除了输出$da^{[l-1]}$的值以外，也需要输出你需要的梯度$dW^{[l]}$和$db^{[l]}$，这是为了实现梯度下降学习。

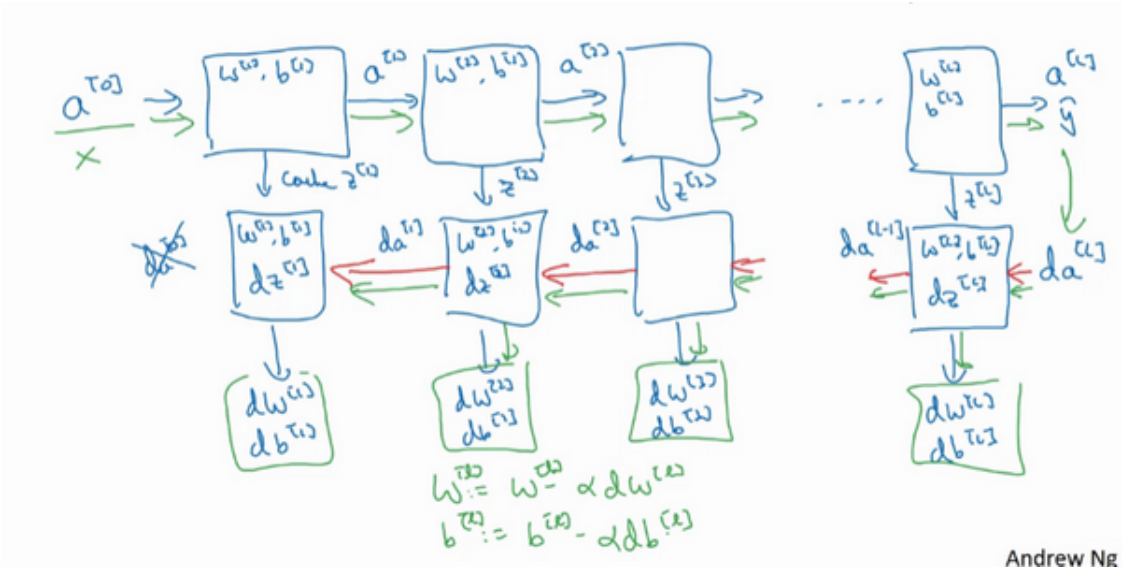
这就是基本的正向步骤的结构，我把它成为称为正向函数，类似的在反向步骤中会称为反向函数。总结起来就是，**在 l 层，你会有正向函数，输入$a^{[l-1]}$并且输出$a^{[l]}$，为了计算结果你需要用$W^{[l]}$和$b^{[l]}$，以及输出到缓存的$z^{[l]}$。**然后用作反向传播的**反向函数，是另一个函数，输入$da^{[l]}$，输出$da^{[l-1]}$，你就会得到对激活函数的导数，也就是希望的导数值$da^{[l]}$。**$a^{[l-1]}$是会变的，前一层算出的激活函数导数。在这个方块（第二个）里你需要$W^{[l]}$和$b^{[l]}$，最后你要算的是$dz^{[l]}$。然后这个方块（第三个）中，这个反向函数可以计算输出$dW^{[l]}$和$db^{[l]}$。



然后如果实现了这两个函数（正向和反向），然后神经网络的计算过程会是这样的：



把输入特征$a^{[0]}$，放入第一层并计算第一层的激活函数，用$a^{[1]}$表示，你需要$W^{[1]}$和$b^{[1]}$来计算，之后也缓存$z^{[l]}$值。之后喂到第二层，第二层里，需要用到$W^{[2]}$和$b^{[2]}$，你会需要计算第二层的激活函数$a^{[2]}$。后面几层以此类推，直到最后你算出了$a^{[L]}$，第L层的最终输出值$\hat{y}$。在这些过程里我们缓存了所有的z值，这就是正向传播的步骤。



对反向传播的步骤而言，我们需要算一系列的反向迭代，就是这样反向计算梯度，你需要把$da^{[L]}$的值放在这里，然后这个方块会给我们$da^{[L-1]}$的值，以此类推，直到我们得到$da^{[2]}$和$da^{[1]}$，你还可以计算多一个输出值，就是$da^{[0]}$，但这其实是你的输入特征的导数，并不重

要，起码对于训练监督学习的权重不算重要，你可以止步于此。反向传播步骤中也会输出$dW^{[l]}$和$db^{[l]}$，这会输出$dW^{[3]}$和$db^{[3]}$等等。目前为止你算好了所有需要的导数，稍微填一下这个流程图。

神经网络的一步训练包含了，从$a^{[0]}$开始，也就是 x 然后经过一系列正向传播计算得到$\hat{y}$，之后再用输出值计算这个（第二行最后方块），再实现反向传播。现在你就有所有的导数项了，W也会在每一层被更新为$W = W - \alpha dW$，b也一样，$b = b - \alpha db$，反向传播就都计算完毕，我们有所有的导数值，那么这是神经网络一个梯度下降循环。

继续下去之前再补充一个细节，概念上会非常有帮助，那就是**把反向函数计算出来的z值缓存下来**。当你做编程练习的时候去实现它时，你会发现缓存可能很方便，可以迅速得到$W^{[l]}$和$b^{[l]}$的值，非常方便的一个方法，在编程练习中你缓存了z，还有W和b对吧？从实现角度上看，我认为是一个很方便的方法，可以将参数复制到你在计算反向传播时所需要的地方。