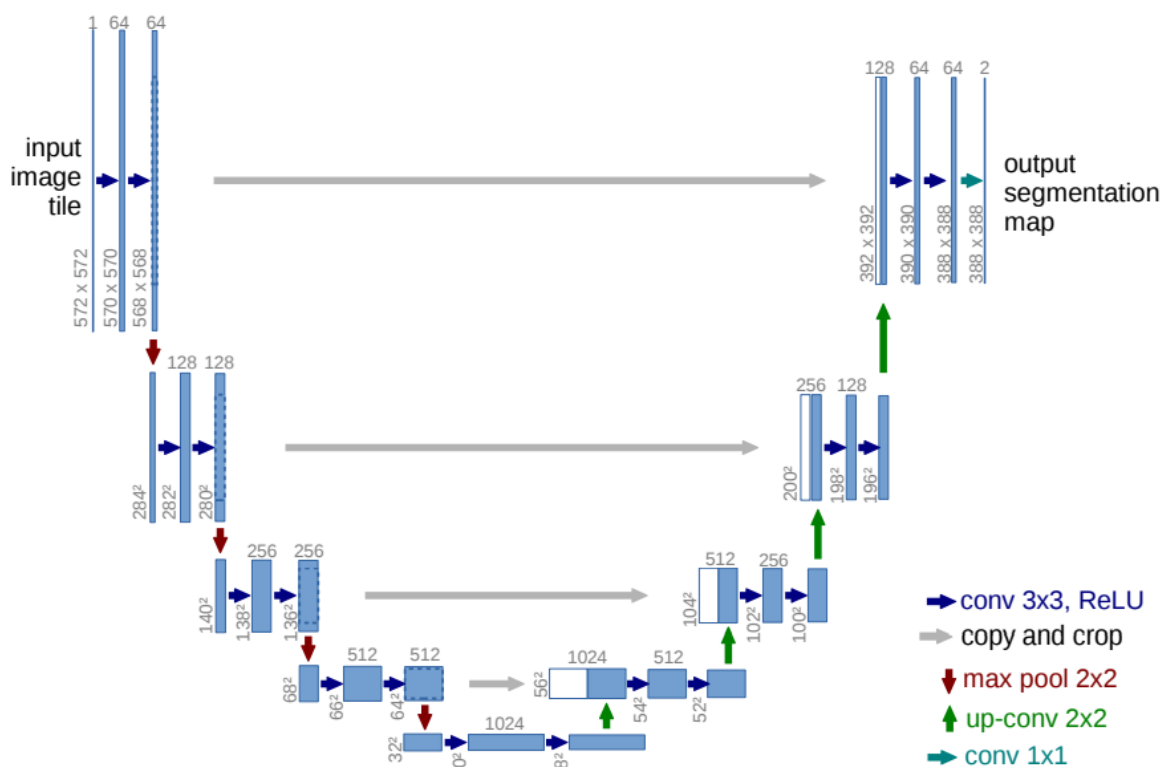


# UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation

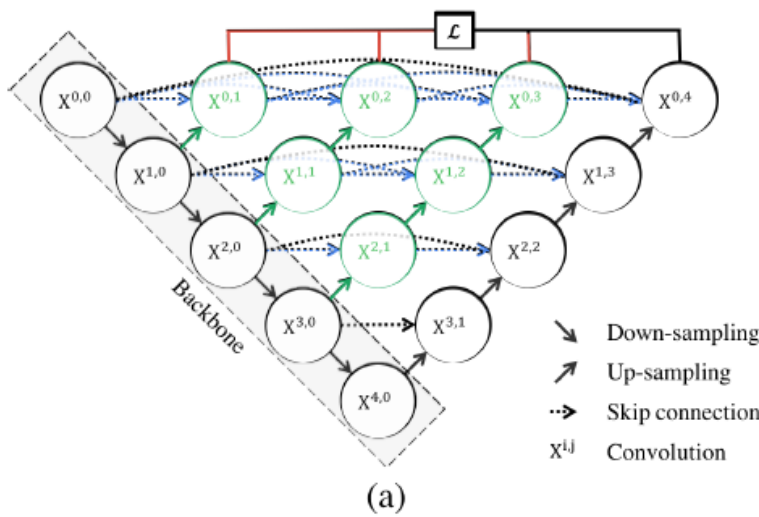
文章对Unet改进的点主要是skip connection。作者认为skip connection 直接将unet中encoder的浅层特征与decoder的深层特征结合是不妥当的，会产生semantic gap。整篇文章的一个假设就是，当所结合的浅层特征与深层特征是semantically similar时，网络的优化问题就会更简单，因此文章对skip connection的改进就是想bridge/reduce 这个semantic gap。

作为参考，先附一张原始Unet结构图如下

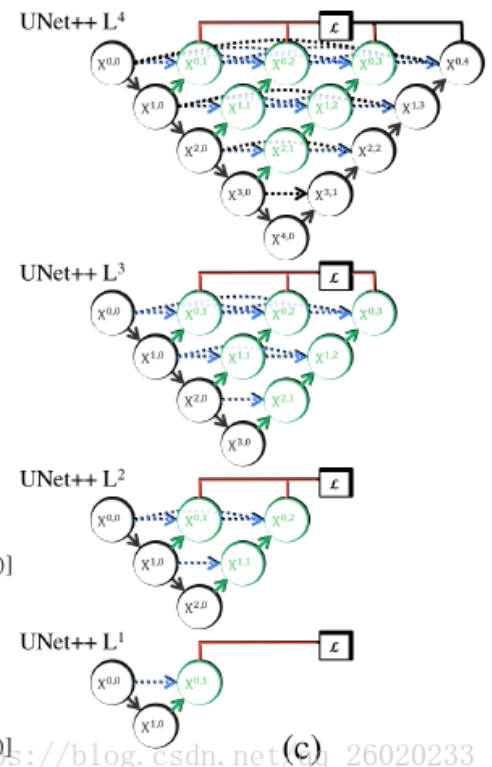
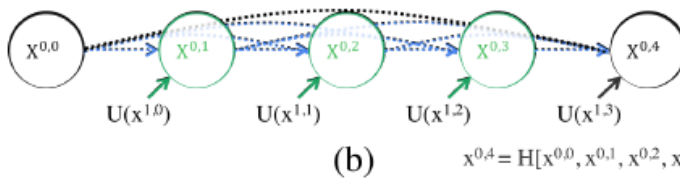


[https://blog.csdn.net/qq\\_26020233](https://blog.csdn.net/qq_26020233)

理解这篇文章的关键就是看懂文中的这张图。其中黑色部分代表的就是原始Unet结构, 绿色代表添加的卷积层, 蓝色代表改进的skip connection。



$$x^{0,1} = H[x^{0,0}, U(x^{1,0})] \quad x^{0,2} = H[x^{0,0}, x^{0,1}, U(x^{1,1})] \quad x^{0,3} = H[x^{0,0}, x^{0,1}, x^{0,2}, U(x^{1,2})]$$



文章给出的公式可以较好地表示图中的结构：

$$x^{i,j} = \begin{cases} \mathcal{H}(x^{i-1,j}), & j = 0 \\ \mathcal{H}\left(\left[x^{i,k}\right]_{k=0}^{j-1}, \mathcal{U}(x^{i+1,j-1})\right), & j > 0 \end{cases}$$

其中 $\mathcal{H}(\cdot)$ 表示一个卷积与一个激活函数， $\mathcal{U}(\cdot)$ 表示一个上采样层， $[\cdot]$ 表示concatenate层。以 $x^{1,2}$ 为例说明，它是由 $x^{1,0}$ ， $x^{1,1}$ 和上采样后的 $x^{2,1}$ 拼接之后，再经过一次conv与relu得到。