# 语义分割

- 图像分割

分割任务就是在原始图像中逐像素的找到你需要的家伙!

(检测任务)

(分割任务)

# 语义分割

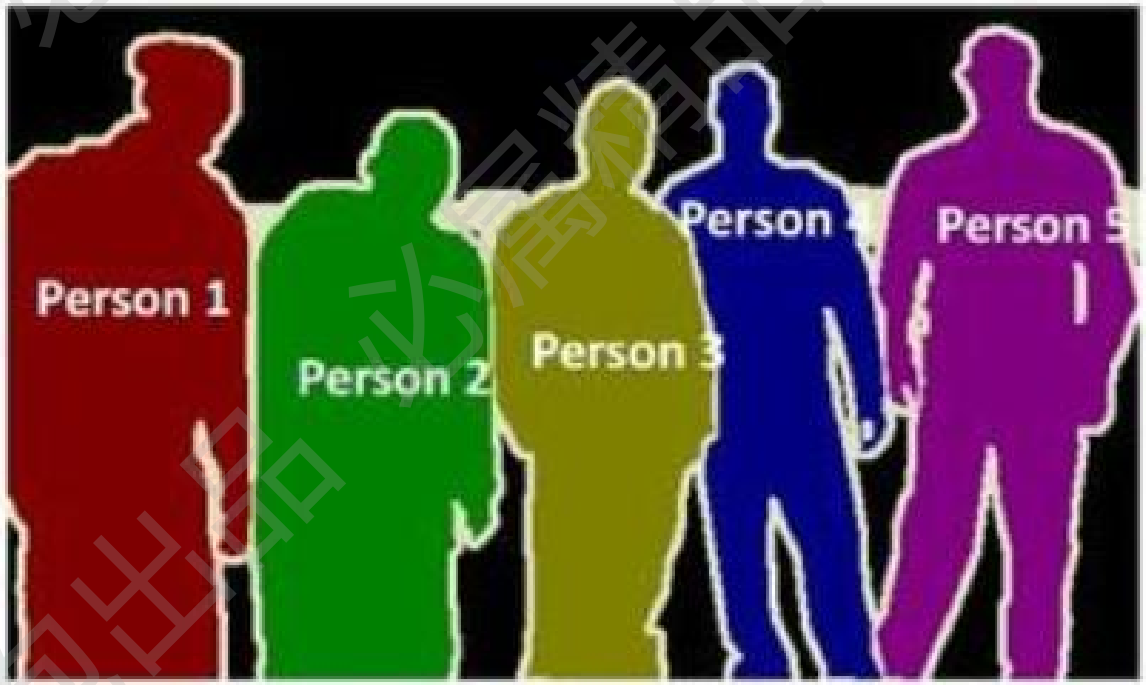
- 图像分割

  - 语义分割就是把每个像素都打上标签（这个像素点是人，树，背景等）
    （语义分割只区分类别，不区分类别中具体单位）

# 语义分割

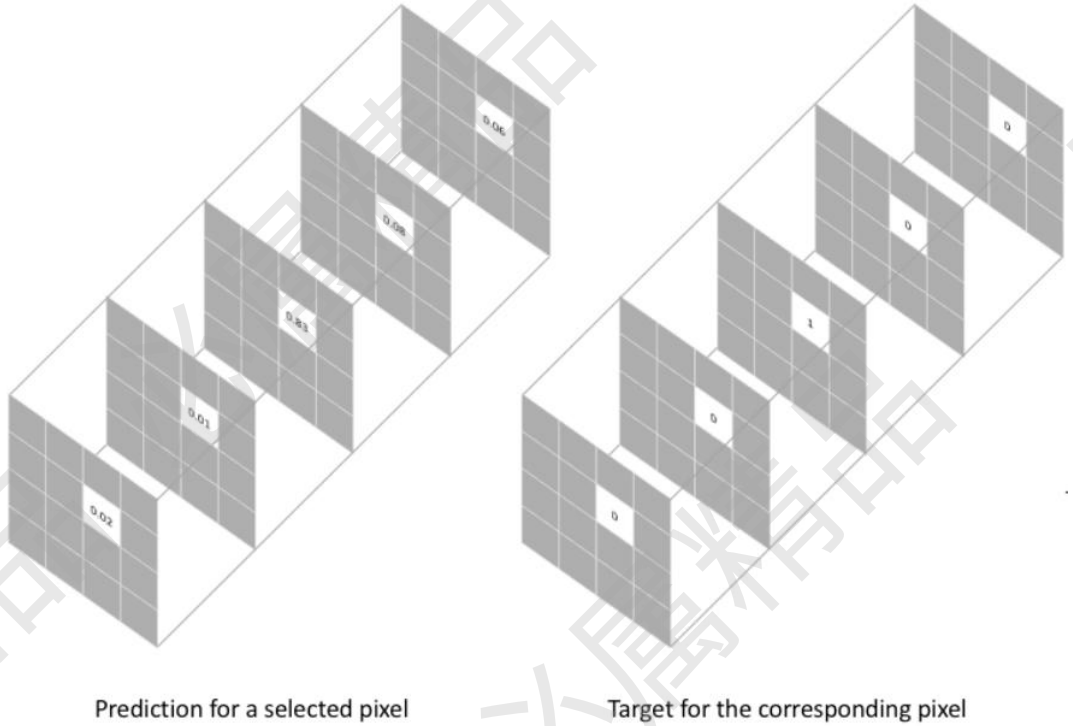
- 实例分割

  - 实例分割不光要区别类别，还要区分类别中每一个个体



# 语义分割

- 损失函数：
  - 逐像素的交叉熵：
  - 还经常需要考虑样本均衡问题
  - 交叉熵损失函数公式如下：




$$\text{pos\_weight} = \frac{\text{num\_neg}}{\text{num\_pos}}$$

$$\text{loss} = -\text{pos\_weight} \times y_{true} log(y_{pred}) - (1 - y_{true}) log(1 - y_{pred})$$

# 语义分割

- Focal loss

  - 样本也由难易之分，就跟玩游戏一样，难度越高的BOSS奖励越高

$$-(1-y_{pred})^{\gamma} \times y_{true} log(y_{pred}) - y_{pred}^{\gamma} \times (1-y_{true}) log(1-y_{pred})$$

  - Gamma通常设置为2，例如预测正样本概率0.95，$(1-0.95)^2 = 0.0025$
    如果预测正样本概率0.4，$(1-0.5)^2 = 0.25$ （相当于样本的难易权值）

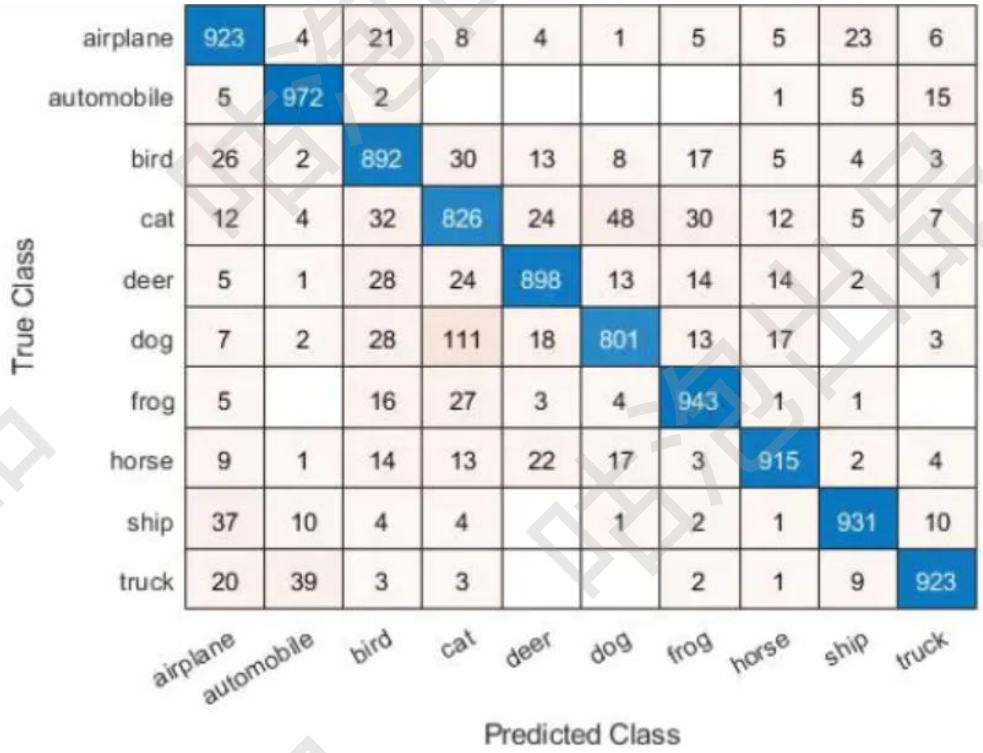
$$-\alpha(1-y_{pred})^{\gamma} \times y_{true} log(y_{pred}) - (1-\alpha) y_{pred}^{\gamma} \times (1-y_{true}) log(1-y_{pred})$$

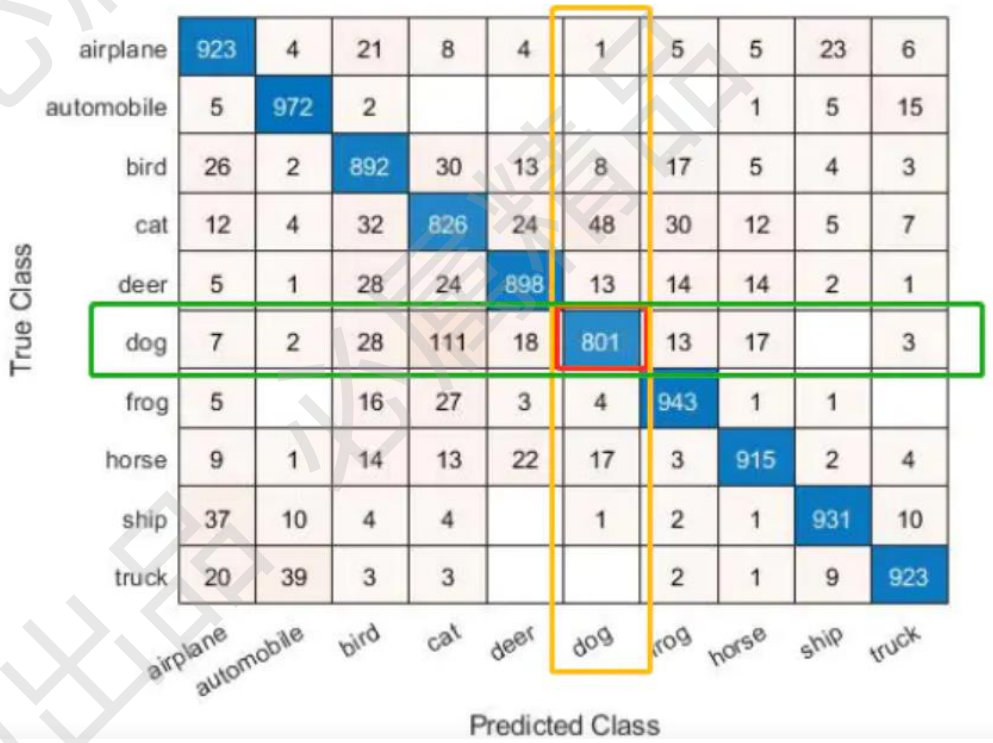
（再结合样本数量的权值就是Focal Loss）

# 语义分割

- IOU计算

多分类任务时：iou_dog = 801 / true_dog + predict_dog - 801

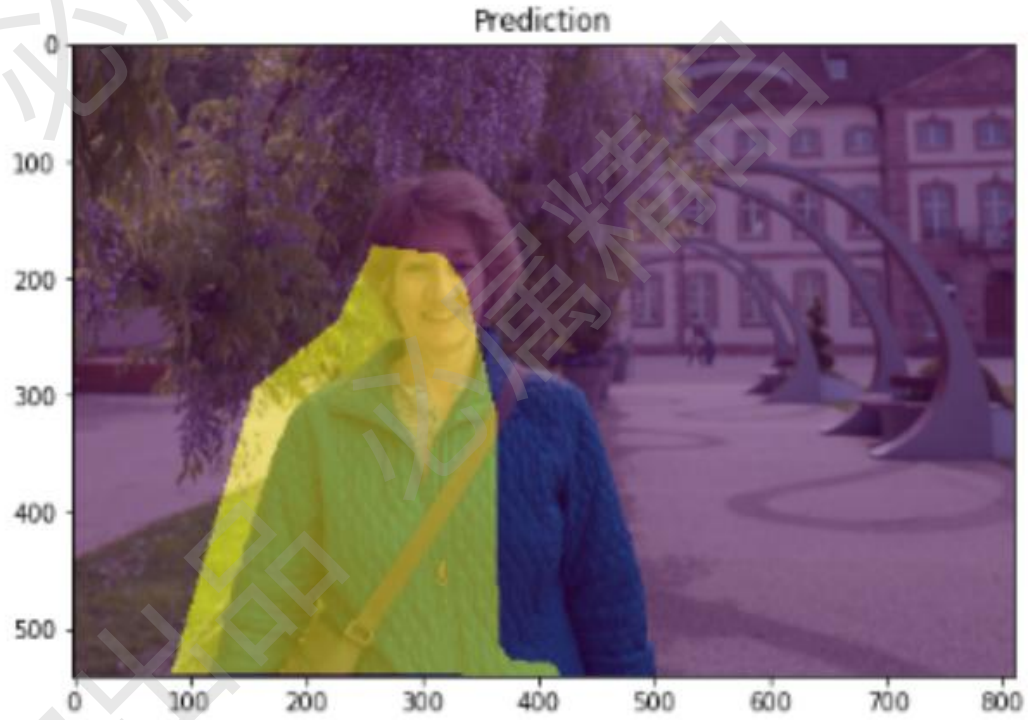


# 语义分割

- MIOU指标：

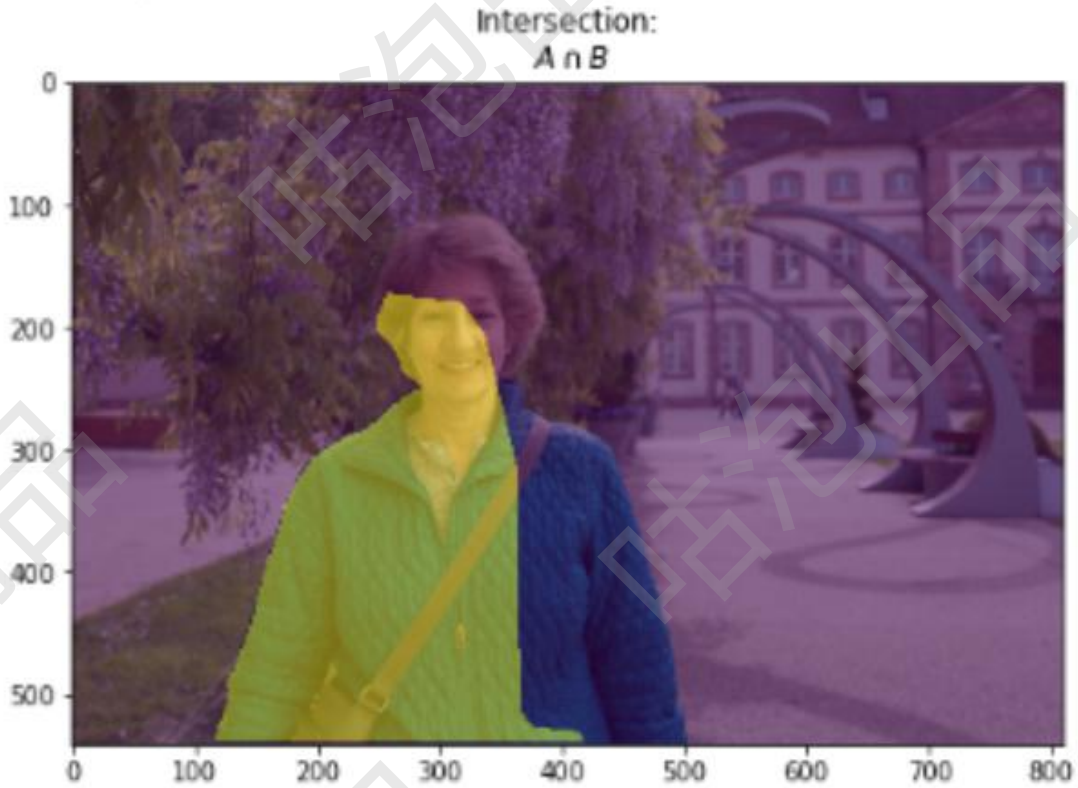
  - IoU(Intersection over Union，交并比)

# 语义分割

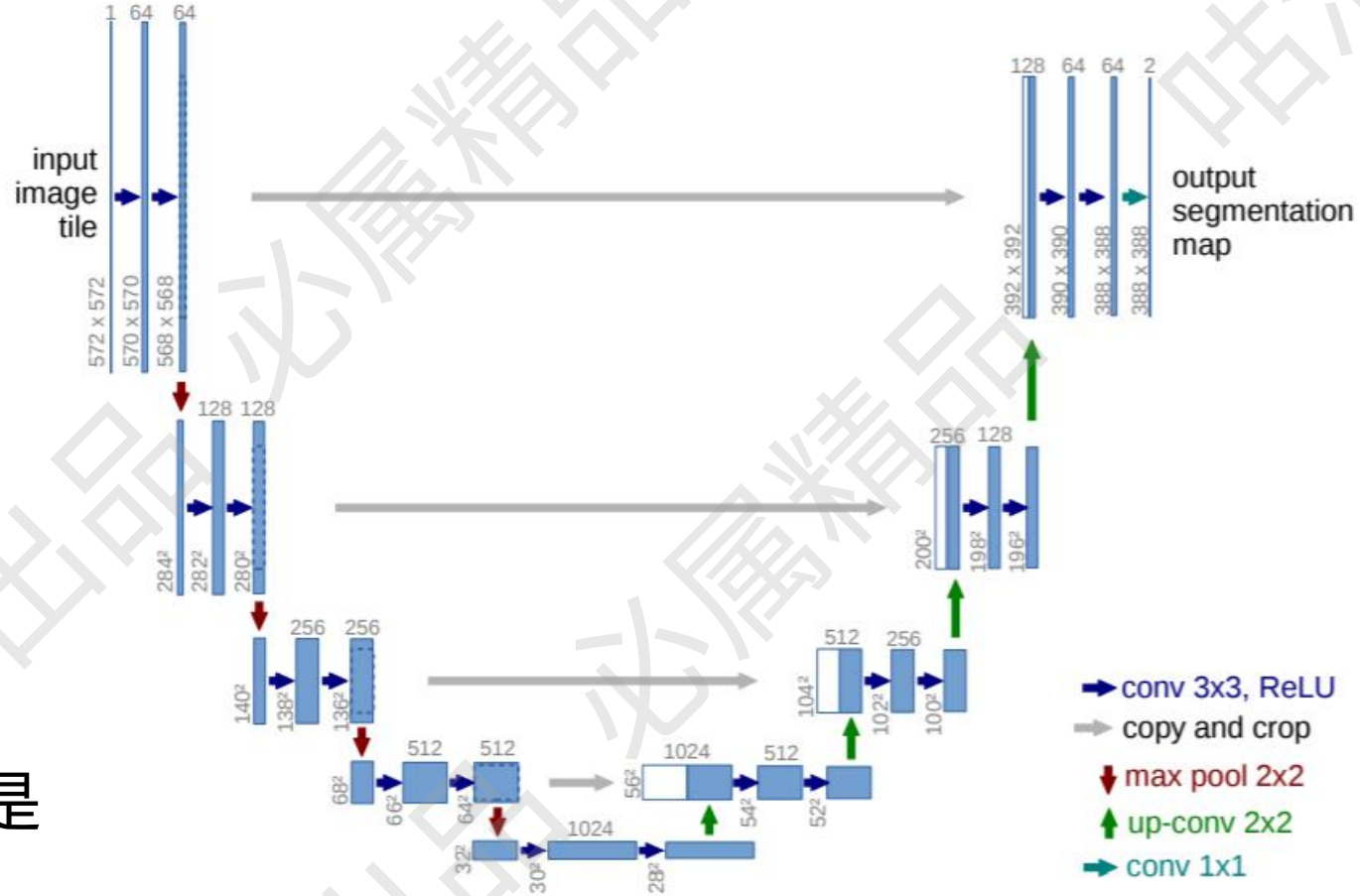
- MIOU指标：

  - MIOU就是计算所有类别的平均值，一般当作分割任务评估指标



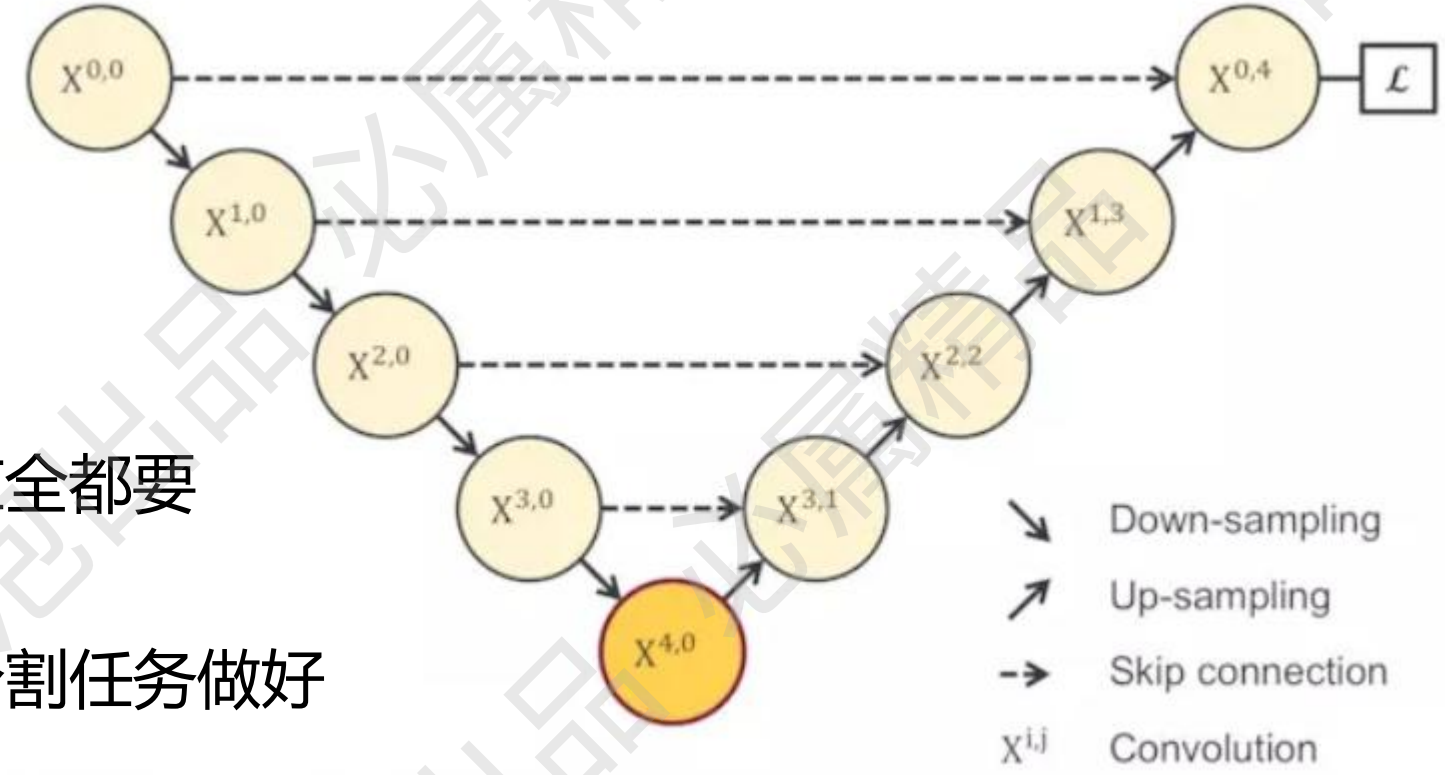

# 语义分割

- U-net
  - 整体结构：
  - 概述就是编码解码过程
  - 简单但是很实用，应用广
  - 起初是做医学方向，现在也是



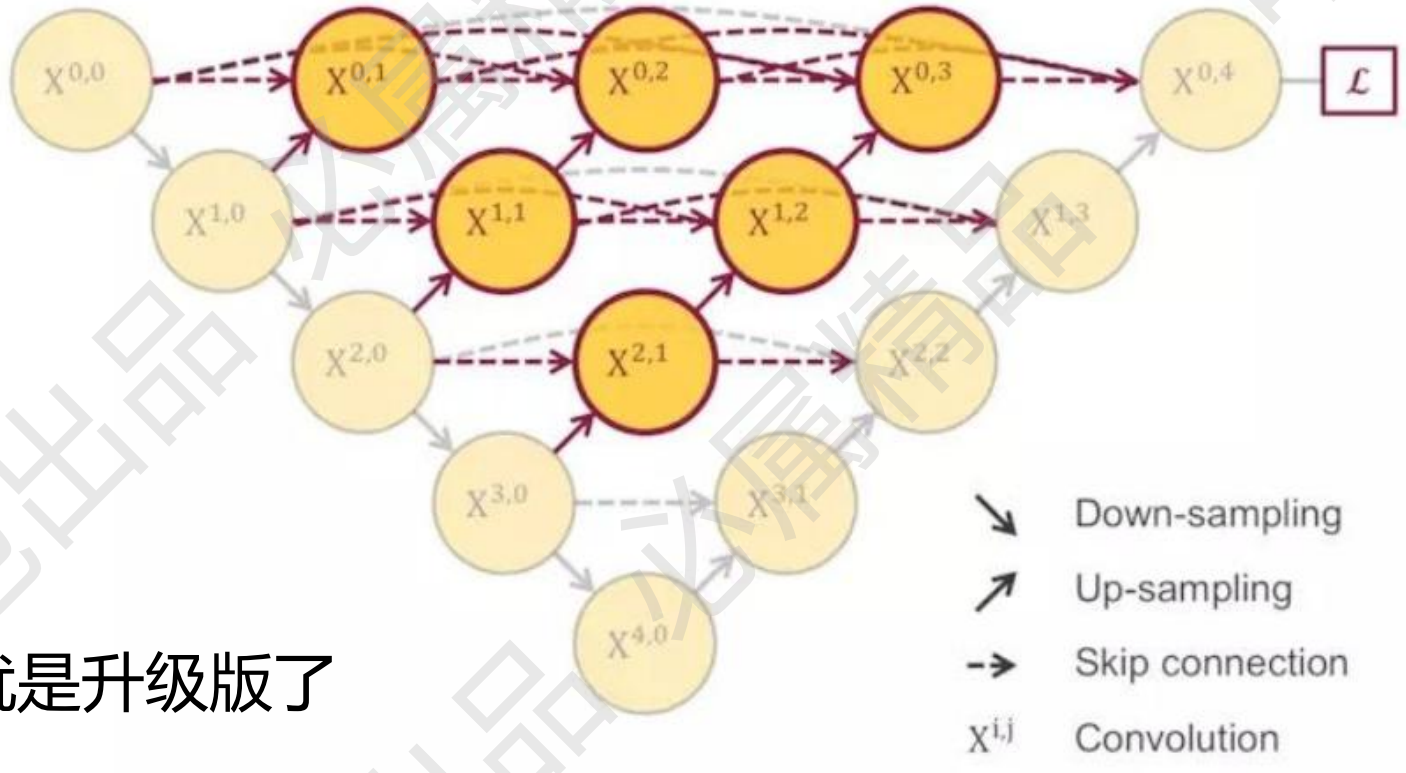
# 语义分割

- U-net
  - 主要网络结构：
  - 还引入了特征拼接操作
  - 以前我们都是加法，现在全都要
  - 这么简单的结构就能把分割任务做好



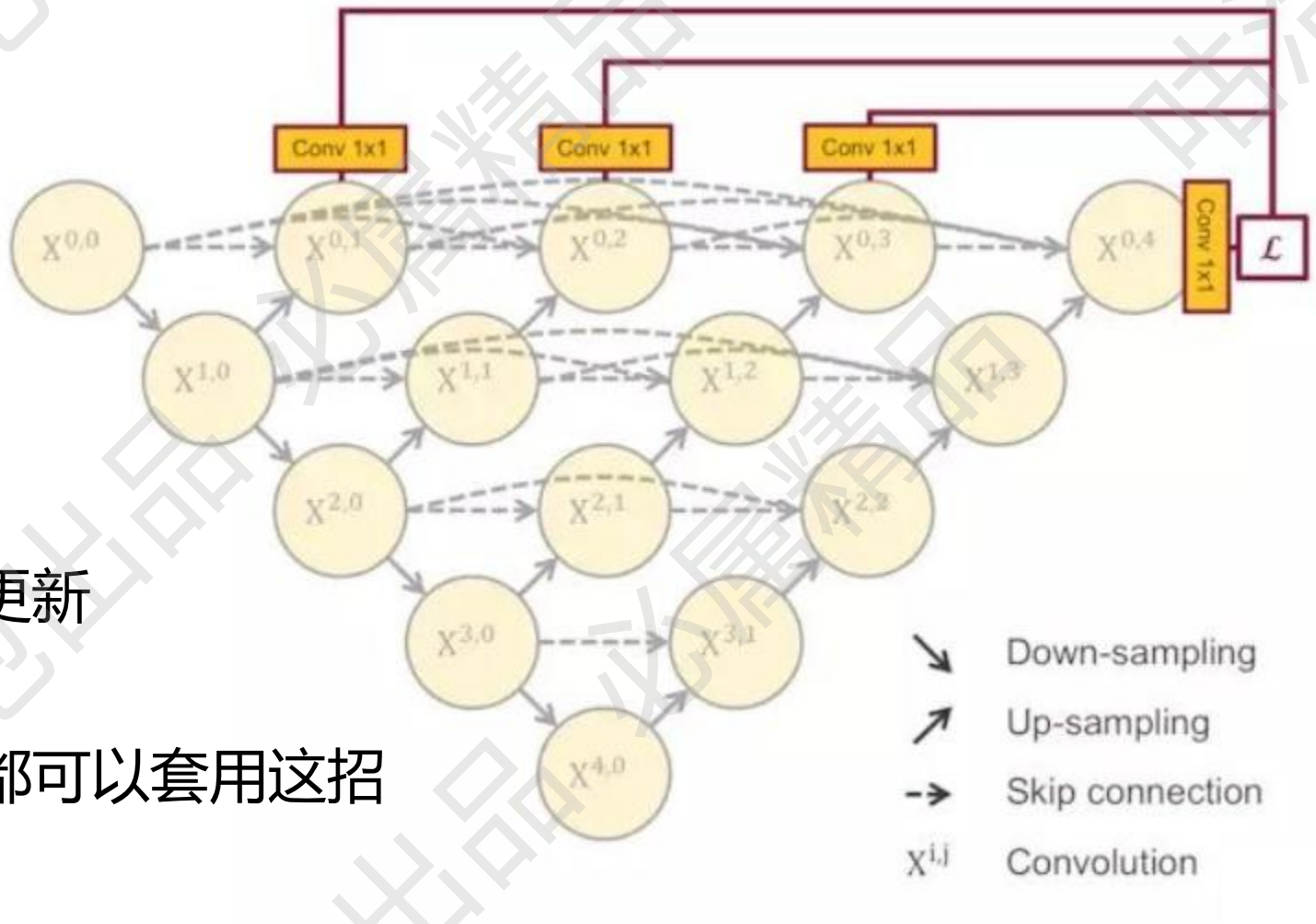
# 语义分割

- U-net++
  - 整体网络结构：
  - 特征融合，拼接更全面
  - 其实跟densenet思想一致
  - 把能拼能凑的特征全用上就是升级版了



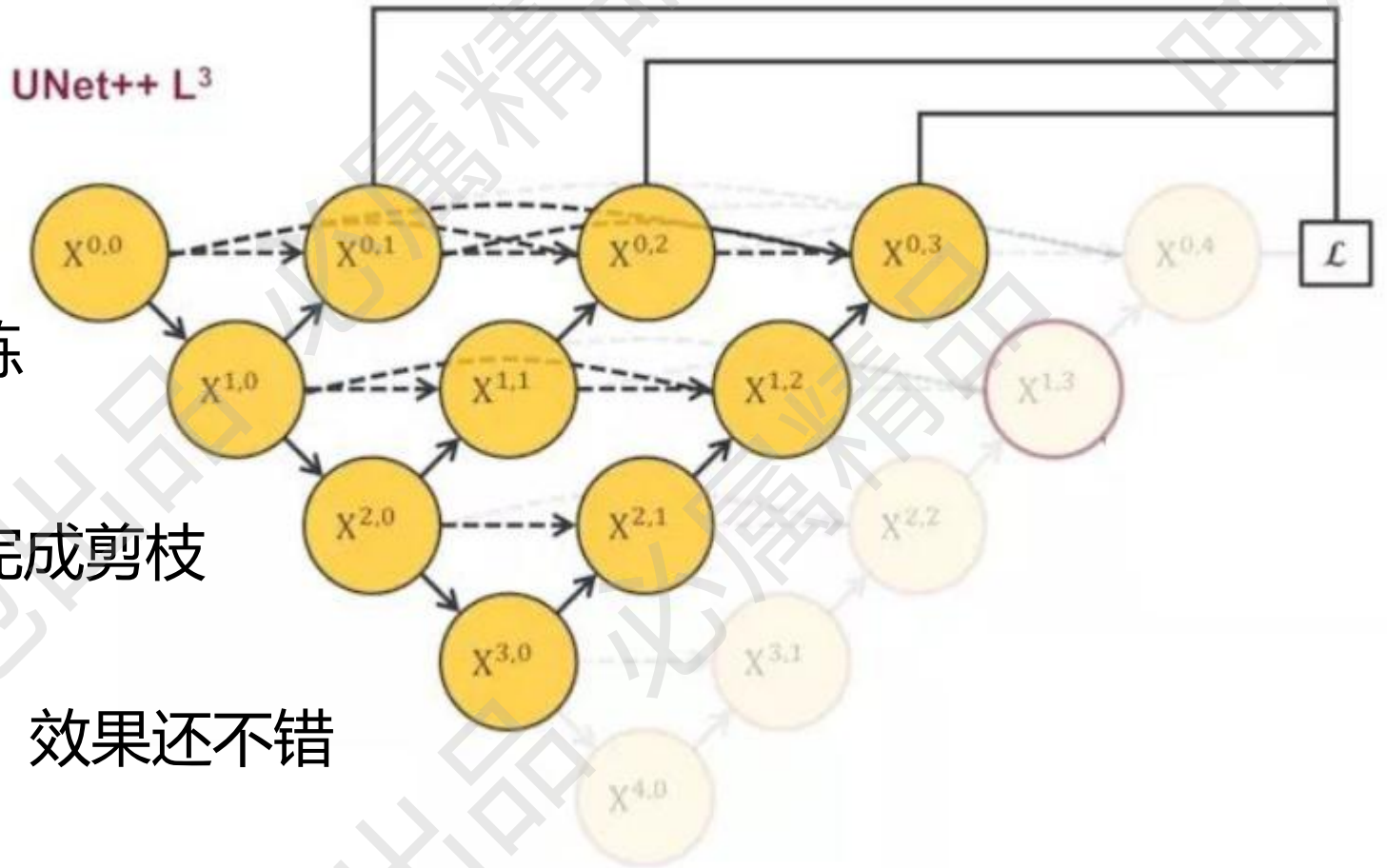
# 语义分割

- U-net++
  - Deep Supervision：
  - 也是很常见的事，多输出
  - 损失由多个位置计算，再更新
  - 现在来看，很多视觉任务都可以套用这招



# 语义分割

- U-net++
  - 可以更容易剪枝：
  - 因为前面也单独有监督训练
  - 可以根据速度要求来快速完成剪枝
  - 训练的时候同样会用到L4，效果还不错



# 语义分割

- U-net+++（了解下就行）

  - 不同的max pool整合低阶特征
    （X1和X2，轮廓之类的）
  - 上采样整合高阶特征
    （感受野大的，全局的）
  - 各层统一用卷积得到64个特征图
  - 5*64=320，最终组合得到全部特征