# 工作总结

1.图像掩膜是用选定的图像、图形或物体，对处理的图像（全部或局部）进行遮挡，来控制图像处理的区域或处理过程。  
光学图像处理中,掩模可以是胶片、滤光片等。数字图像处理中,掩模为二维矩阵数组,有时也用多值图像。数字图像处理中,图像掩模主要用于：

①提取感兴趣区,用预先制作的感兴趣区掩模与待处理图像相乘,得到感兴趣区图像,感兴趣区内图像值保持不变,而区外图像值都为0。  
②屏蔽作用,用掩模对图像上某些区域作屏蔽,使其不参加处理或不参加处理参数的计算,或仅对屏蔽区作处理或统计。  
③结构特征提取,用相似性变量或图像匹配方法检测和提取图像中与掩模相似的结构特征。  
④特殊形状图像的制作。

掩膜是一种图像滤镜的模板，实用掩膜经常处理的是遥感图像。当提取道路或者河流，或者房屋时，通过一个n\*n的矩阵来对图像进行像素过滤，然后将我们需要的地物或者标志突出显示出来。这个矩阵就是一种掩膜。

mask = Mat::zeros(image.size(), CV\_8UC1);

mask(r1).setTo(255); //r1是设置好的感兴趣区域

代码解释：

第一步建立与原图一样大小的mask图像，并将所有像素初始化为0，因此全图成了一张全黑色图。

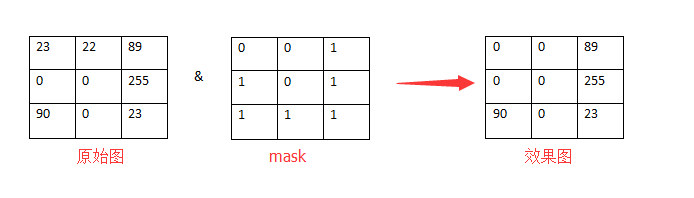
第二步将mask图中的r1区域的所有像素值设置为255,也就是整个r1区域变成了白色。这样就能得到Mask图像了。

image.copyTo(img2, mask)-----是将原始图image拷贝到目的图img2  
拷贝的动作完整版本如下：

原图(image)与掩膜(mask)进行与运算后得到了结果图。

mask是来选择哪个像素允许拷贝，哪个像素不允许拷贝。如果mask像素的值是非0的，就拷贝它，否则不拷贝。

因为我们上面得到的mask中，感兴趣的区域是白色的，表明感兴趣区域的像素都是非0，而非感兴趣区域都是黑色，表明那些区域的像素都是0。一旦原图与mask图进行与运算后，得到的结果图只留下原始图感兴趣区域的图像了。



2.实例分割：机器自动从图像中用目标检测方法框出不同实例，再用语义分割方法在不同实例区域内进行逐像素标记。

3.ROI(region of interest)，感兴趣区域。机器视觉、图像处理中，从被处理的图像以方框、圆、椭圆、不规则多边形等方式勾勒出需要处理的区域，称为感兴趣区域 ROI。在Halcon、OpenCV、Matlab等机器视觉软件上常用到各种算子(Operator)和函数来求得感兴趣区域ROI，并进行图像的下一步处理。

在图像处理领域，感兴趣区域(ROI) 是从图像中选择的一个图像区域，这个区域是你的图像分析所关注的重点。圈定该区域以便进行进一步处理。使用ROI圈定你想读的目标，可以减少处理时间，增加精度。

4.Mask R-CNN是一个小巧、灵活的通用对象实例分割框架（object instance segmentation）。它不仅可对图像中的目标进行检测，还可以对每一个目标给出一个高质量的分割结果。它在Faster R-CNN基础之上进行扩展，并行地在bounding box recognition分支上添加一个用于预测目标掩模（object mask）的新分支。该框架在COCO的一些列挑战任务重都取得了最好的结果，包括实例分割（instance segmentation）、候选框目标检测（bounding-box object detection）和人关键点检测（person keypoint detection）。

有效的检测图像中的目标，同时为每一个实例生成高质量的分割掩模，这种叫Mask R-CNN的方法通过添加一个与现有边框识别分支并行的、用于预测目标掩模的分支来扩展Faster R-CNN。

实例分割是有挑战性的，因为它要求正确检测一张图片中所有的目标，同时需要精准的分割每个实例。它因此结合了来自经典计算机视觉任务目标检测的元素，其目的是对每个目标进行分类，并且使用边框对每个目标进行定位，以及语义分割（通常来讲，目标检测使用边框而不是掩模来标定每一个目标检测，语义分割是指在没有区分实例的情况下对每个像素进行分类。但我们注意到，实例分割既是语义分割，又是一种检测的形式。）其目标是将每个像素分类为一类固定的类别，而不区分对象。鉴于这种情况，人们可能认为需要一种复杂的方法才能取得较好的结果。然而，我们惊讶的发现一种简单、灵活以及快速的系统能够超越之前最先进的实例分割的结果。我们把这种方法称为Mask R-CNN，它通过在每个感兴趣区域（RoI）上添加一个分支来预测分割掩模，继承自Faster R-CNN，这个分支与现有的分类和边框回归并行。

5.FASTER-RCNN:

(1)输入测试图像；

(2)将整张图片输入CNN，进行特征提取；

(3)用RPN生成建议窗口(proposals)，每张图片生成300个建议窗口；

(4)把建议窗口映射到CNN的最后一层卷积feature map上；

(5)通过RoI pooling层使每个RoI生成固定尺寸的feature map；

(6)利用Softmax Loss(探测分类概率)和Smooth L1 Loss(探测边框回归)对分类概率和边框回归(Bounding box regression)联合训练.

Faster R-CNN：Faster R-CNN探测器由两级组成。第一级称为区域建议网络(RPN)，其目的是提出候选目标边框。第二级，本质上是Fast R-CNN，使用RolPool从每个候选框中提取特征，并进行分类和边框回归。两级的特征可以共享使用，以便更快推理，以便了解Faster R-CNN和其他框架之间的最新综合比较。

Mask R-CNN：第一级是完全相同的，即RPN；在第二级，与预测（类和边框偏移）并行，Mask R-CNN还会为每一个RoI输出一个二进制掩模。这与最近的其他系统相反，其分类取决于掩模预测。我们的方法遵循于Fast R-CNN，边框分类和回归并行（这在很大程度上简化了R-CNN的多级流水线）。