

作业 3: 模版匹配技术

实验步骤

设场景图像为 N ，模板目标为 M ，模版目标的长、宽分别为 n ， m 。

利用相关匹配实现模板匹配

设置一个长为 n ，宽为 m 的滑动窗口，在场景图像 N 上滑动，计算窗口与模板目标 M 的相关系数，计算公式如下：

$$C = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M(i,j)N(i,j)}{[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M(i,j)^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m N(i,j)^2]^{1/2}}$$

相关系数最大的窗口位置即为目标定位的位置。

具体实现过程见文件 CorrelationMatching.m

基于 Hausdorff 距离匹配方法

利用 canny 算子提取场景和模板目标的边缘特征。设置长为 n ，宽为 m 的滑动窗口，在场景图像上 N 滑动。设滑动窗口中边缘特征点的集合为 A ，模板的边缘特征点集合为 B ，则定义 $h(A,B)=\max\{\min\{d(a,b)\}\}$ ，即对于 A 中每个点在集合 B 中找到其最近邻并计算两点灰度值距离，所有近邻点的灰度值距离中取最大值。同理 $h(B,A)$ 。

集合 A 、 B 的 Hausdorff 距离 $H(A,B)=\max\{h(A,B),h(B,A)\}$ 。距离越小，说明两者的匹配程度越高。

具体实现过程见文件 HaursdorffMatching.m

考虑对场景图像距离变换的 Hausdorff 距离匹配方法

与上述算法基本一致，在距离定义地方略有不同。定义

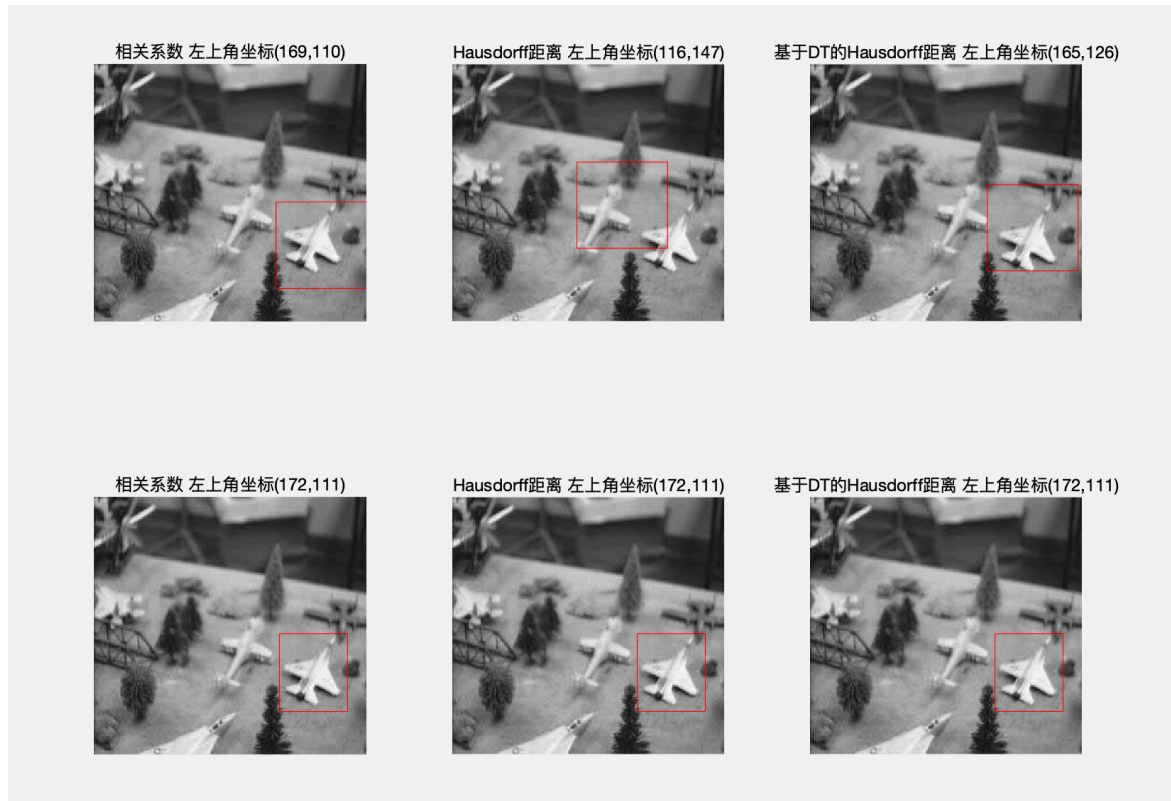
$$h^k(A,B) = kth \min ||a - b||$$

即对所有近邻点的距离对进行排序后，选择第 k 个作为 $h(A,B)$ 。

具体实现过程见文件 DTHaursdorffMatching.m

实验结果

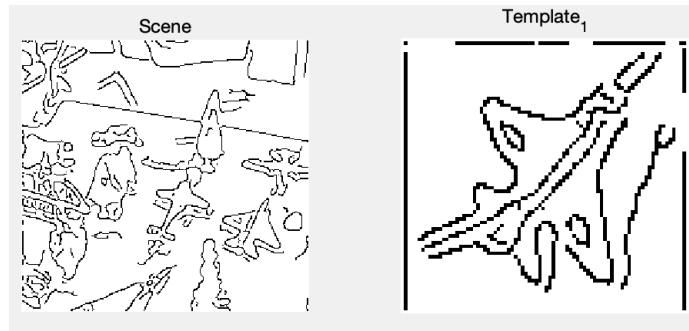
第一行为 Template_1 在三种方法下的实验成果，第二行为 Template_2 在三种方法下的实验结果。红框为在场景中匹配的位置。



实验分析

(1) 三组实验中 Template_2.jpg 的定位精度明显好于 Template_1.jpg，最主要的原因是 Template_1 与场景图片中要识别的目标相比，发生了几何变换，由于没有对模板目标进行拉伸旋转处理，所以识别精度较低。

(2) 对于方法 1 与方法 2，方法 2 的定位精度偏差更大。在方法 2 中我们利用 canny 算法提取模板和场景的边缘作为特征点。下面是提取后的图像



可以看出提取后的 Template_1.jpg 四周存在噪声点，对后面计算 Hausdorff 距离产生了较大的影响。人为去掉四周噪声点之后进行匹配，发现仍然匹配错误目标，原因可能是：1) 方法 2 对噪声点敏感，剔除四周噪声点后的 Template_1 图像中仍存在其他噪声，导致精度差 2) Template_1 中物体发生形变，边缘信息较场景图像中的物体发生变换，所以匹配效果不好

(3) 时间复杂度排序：方法 1 < 方法 2 < 方法 3。设场景的长宽分别为 a , b ，模板的长宽分别为 m , n 。方法 1 的程序执行次数为 $((a-m+1)*(b-n+1)*m*n)$ ；方法 2 的程序执行次数为 $O((a-m)*(b-n+1)*(m*n)^2)$ (假设所有点参与距离计算)，即使提取特征点参与距离计算，次数仍比方法 1 高出两个数量级；方法 3 的计算次数等于方法 2 的执行次数+排序的次数。方法 3 虽比方法 2 时间复杂度要高，但匹配精度更高，鲁棒性更强，受噪声点影响较小。