

3 自适应非最大抑制

由于匹配的计算成本在兴趣点的数量上是超线性的，因此期望限制从每个图像提取的兴趣点的最大数量。同时，重要的是，兴趣点在图像上的空间分布要均匀，因为对于图像拼接应用，一对图像之间的重叠区域可能很小。为了满足这些要求，我们开发了一种新颖的自适应非最大抑制（ANMS）策略，以从每个图像中选择固定数量的兴趣点。

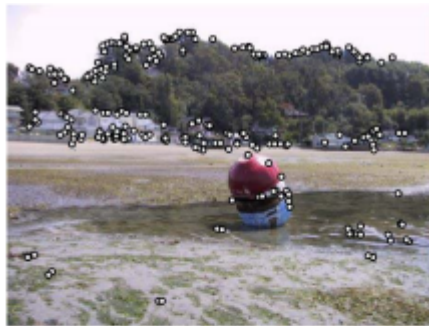
基于拐角强度 f_{HM} 抑制兴趣点，并且仅保留在半径 r 个像素附近最大的兴趣点。从概念上讲，我们初始化抑制半径 $r = 0$ ，然后将其增大，直到获得所需的兴趣点 n_{ip} 数目。实际上，我们无需搜索即可执行此操作，因为以此方式生成的兴趣点集形成了有序列表。

列表中的第一个条目是全局最大值，在任何半径下都不会被抑制。随着抑制半径从无穷大开始减小，兴趣点将添加到列表中。但是，一旦出现兴趣点，它将始终保留在列表中。这是正确的，因为如果兴趣点的半径 r 为最大值，那么它的半径 $r' < r$ 也为最大值。实际上，我们通过要求邻居具有足够大的强度来加强非最大抑制。因此，最小抑制半径 r_i 为

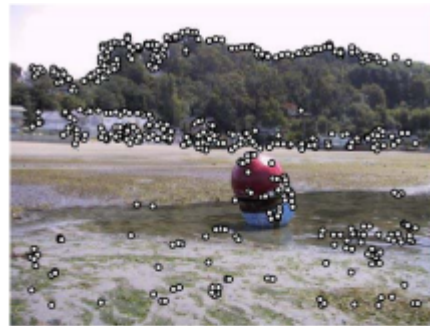
$$r_i = \min_j |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|, \text{ s.t. } f(\mathbf{x}_i) < c_{\text{robust}} f(\mathbf{x}_j), \mathbf{x}_j \in \mathcal{I}$$

其中 x_i 是2D兴趣点图像位置，而 \mathcal{I} 是所有兴趣点位置的集合。我们使用 $c_{\text{robust}} = 0.9$ 的值，该值确保邻居必须具有明显更高的强度才能进行抑制。我们选择 $n_{ip} = 500$ 个具有 r_i 最大值的兴趣点。

图2比较了使用常规特征检测（最强响应）和自适应非最大抑制的结果。注意后面的功能如何更好地分布在整个图像中。在大型全景图像数据库上进行的实验（第7节）显示，与基于最大拐角强度进行选择相反，以这种方式在空间上分布兴趣点会导致丢失的图像匹配更少。



(a) Strongest 250



(b) Strongest 500



(c) ANMS 250, $r = 24$



(d) ANMS 500, $r = 16$

图2.自适应非最大抑制（ANMS）。上面的两个图像显示了具有最高角强度的兴趣点，而下面的两个图像显示了通过自适应非最大抑制（以及相应的抑制半径 r ）选择的兴趣点。请注意，后一个特征如何在整个图像上具有更加均匀的空间分布。

3.1 重复性

为了评估兴趣点检测和方向估计的准确性，我们计算了重复性曲线[12]。图3显示了兴趣点的分数，该兴趣点的变换位置正确（与全局单应性一致），并且达到一定容差。请注意，与普遍认为哈里斯角是亚像素准确的想法相反，大多数兴趣点的位置误差在1-3像素范围内。

4 功能描述符

一旦确定了兴趣点的位置，就需要提取本地图像结构的描述，以支持可靠，高效地匹配图像中的特征。已经开发了各种各样的此类局部特征向量，包括局部强度补丁[1、2]，高斯导数[5]，移位不变特征变换[6]和仿射不变描述符[7、8、9]。在他们的比较调查中，Mikolajczyk和Schmid [13]评估了各种这些描述符，发现SIFT功能通常表现最佳。还评估了面向主要局部取向的局部斑块，但发现效果不佳。

在本节中，我们展示了如何通过以比关注点所在的频率更低的频率对像素进行采样来使此类补丁对精确的特征位置不那么敏感。给定一个定向的兴趣点 (x, y, l, θ) ，我们在兴趣点的子像素位置周围对 8×8 像素块进行采样，样本之间的间距为 $s = 5$ 像素（图4）。为了避免混叠，以较高的金字塔等级执行采样，以使采样率大约每个像素一次（奈奎斯特频率）。图5显示了更改样例间距 s 如何影响特征匹配的可靠性。我们发现性能提高到值 $s = 5$ ，其后的增益可忽略不计。

采样后，对描述符向量进行归一化，以使平均值为0，标准偏差为1。这使得特征随强度的仿射变化（偏差和增益）不变。最后，我们对 8×8 描述符补丁 d_i 进行Haar小波变换，以形成包含小波系数 c_i 的64维描述符向量。由于Haar小波的正交性，在此变换下保留了特征之间的欧几里得距离。前六个非零小波系数 c_1, c_2, c_3 用于第6节所述的索引策略。