

图像匹配

特征检测 -> 特征匹配 -> 运动估计

特征匹配

将特征所在的局部图像块转换为一个描述特征的向量



特征（图像块）

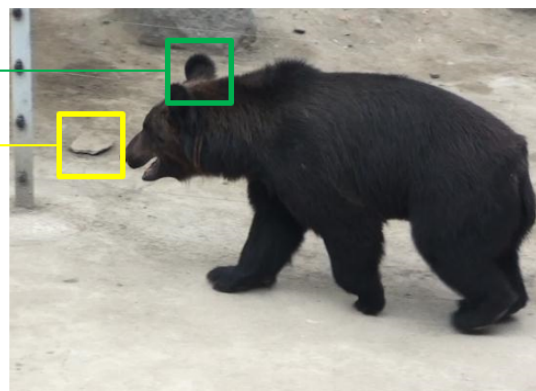
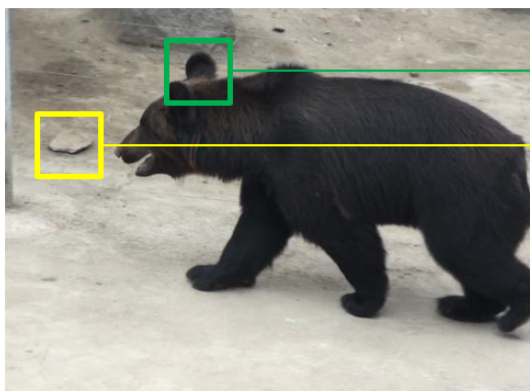
特征描述（向量）

对特征描述的要求

- 不变性：对一张图片的两次检测结果应该相同
- 区分性：不同特征之间应该是可区分的

先忽略几何变换

- 没有明显的旋转、缩放等，只有小的对齐误差
- 需要考虑颜色的变化（光照、噪音、模糊）



特征匹配的方法

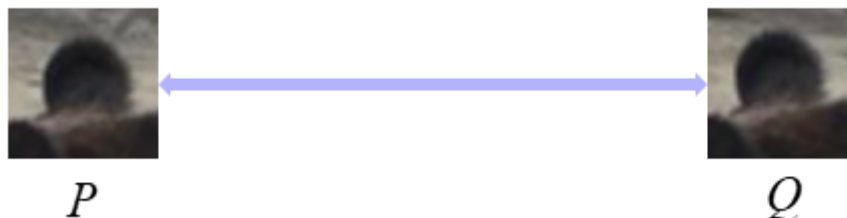
SSD (Sum of Square Difference)

$$\text{ssd}(P, Q) = \sum_{(x,y)} |P(x, y) - Q(x, y)|^2$$



SAD (Sum of Absolute Difference)

$$\text{sad}(P, Q) = \sum_{(x,y)} |P(x, y) - Q(x, y)|$$



NCC (Normalized Cross Correlation)

$\langle P, Q \rangle$ 代表向量 P 和 Q 的点积

$$\text{cc}(P, Q) = \langle P, Q \rangle$$

$$\text{ncc}(P, Q) = \left\langle \frac{P - \bar{P}}{\|P - \bar{P}\|}, \frac{Q - \bar{Q}}{\|Q - \bar{Q}\|} \right\rangle$$

Census Transform

将一个图像区域表达为一个二进制序列。将检测框中的其余元素与中心元素比较，小于等于中心元素则为0，大于则为1。

判断两个区域的相似度时，以而进行序列按位进行疑惑，得到的值越小，则认为两个区域越相似

对图像块的二值编码

- Non-parametric local transforms for computing visual correspondence, ECCV'1994.

120	127	97
99	100	108
87	23	189



1	1	0
0		1
0	0	1

考虑对齐误差

上面讲述的方法都是将图像块中对应位置的像素进行计算。因此，如果两个位置的像素不同，检测出来的结果就会有差异。

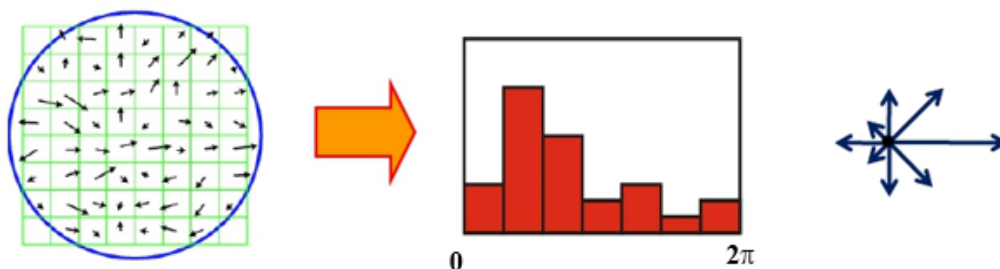
针对对应位置像素值来计算图像块的描述符有一个问题，一些微小的变动就可能对匹配得分产生巨大影响

- 比如稍微旋转一点，其实特征是相同的，但是用上面的方法匹配，得分会有较大区别



- 因此我们基于统计整个图像块内的信息来作为描述

- Solution: histograms



各种特征描述符

HOG (Histograms of Oriented Gradients)

定向梯度的直方图。该直方图是针对各个像素的梯度方向进行统计的

Feature Descriptors

SIFT

尺度不变的特征变换：Scale Invariant Feature Transform

SIFT步骤

- 构造 *DOG* 尺度空间
- 在各尺度上定位关键点
- 为关键点分配方向角
- 形成特征描述符

描述符的计算

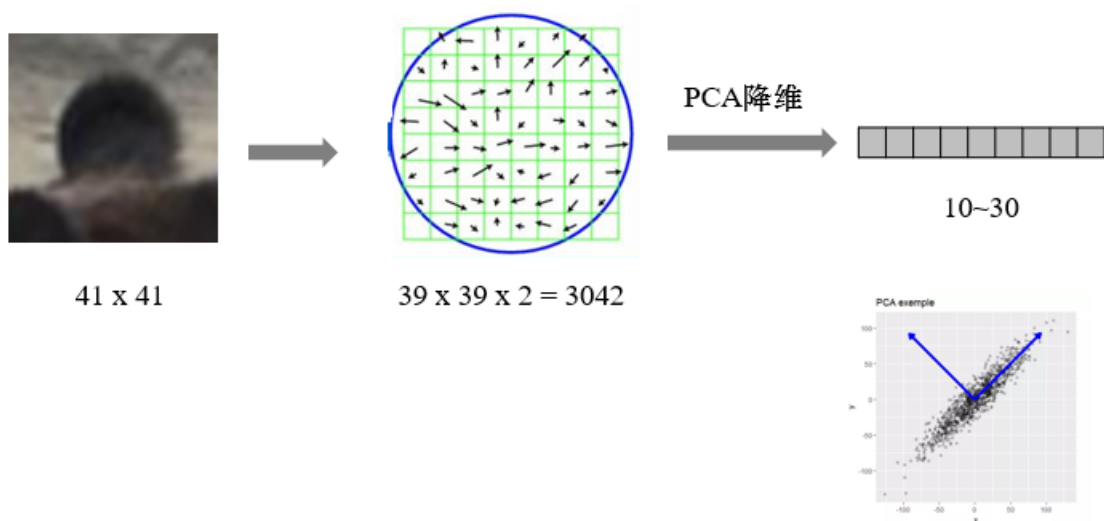
- 将一个区域分成 4×4 的子区域：将一个大格子分成16个小格子
- 对每个小格子，计算它的梯度方向直方图（有 8 个参考角度）
- 结果共 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维（共 4×4 个区域，每个区域有 8 个维度）



PCA-SIFT

前三步与SIFT相同，第四步，特征描述符的计算发生改变

- 针对特征点，选取一个 41×41 的邻域，旋转这个邻域到主方向
- 计算邻域内像素点的水平梯度与垂直梯度，这样每个特征点确定了一个大小为 $39 \times 39 \times 2 = 3042$ 维的特征描述子
- 原论文中对同一类图像集中采集了21000个特征点，这样够成了一个原始特征矩阵M，矩阵大小 3042×21000 ，计算矩阵的协方差矩阵N
- 计算协方差矩阵N的特征向量，根据特征根的大小排序，选择对应的前n个特征向量(论文中采用 $n=20$)，构成投影矩阵T
- 对新的特征描述子向量，乘以投影矩阵T，得到3042维降到n维的特征向量；

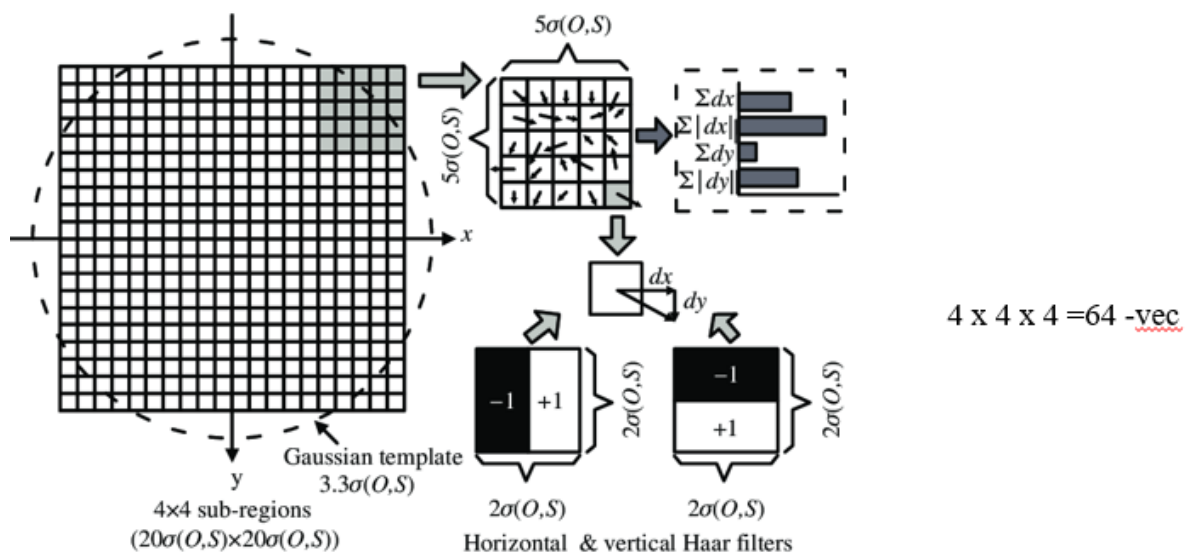


SURF

Speed Up Robust Features

Surf算法中，也是在特征点周围取一个4*4的矩形区域块，但是所取得矩形区域方向是沿着特征点的主方向。每个子区域统计25个像素的水平方向和垂直方向的haar小波特征，这里的水平和垂直方向都是相对主方向而言的。该haar小波特征为水平方向值之和、垂直方向值之和、水平方向绝对值之和以及垂直方向绝对值之和4个

- haar特征（哈尔特征）：本例中使用haar特征的两个模板。模板是矩形框，其中由黑色部分和白色部分构成。使用方法为，**利用白色部分像素和减去黑色部分像素和**。Haar特征值反映了图像的灰度变化情况
- Haar特征值在灰度分布均匀的区域特征值趋近于0

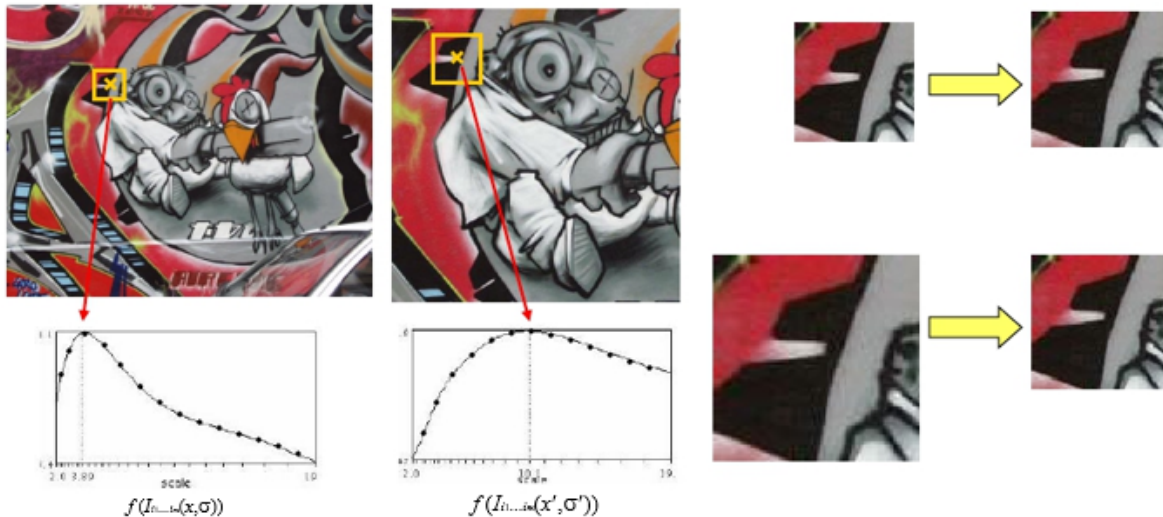


这样，最后的描述符就是 4 * 4 * 4 = 64 维，是 SIFT 的一半

如何实现尺度不变？

自动选择尺度（金字塔）

Normalize: Rescale to fixed size

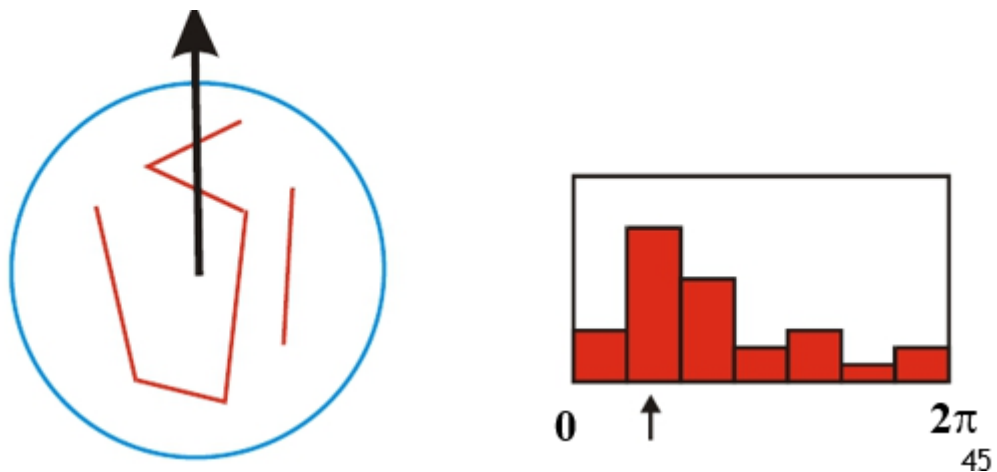


如何实现旋转不变?

- 寻找一个局部的定位：图像块中最显著的梯度方向（统计图像块中像素的梯度，哪个梯度方向像素最多，就是主方向）
- 通过主方向对图像块进行旋转，这将使图像块旋转到一个规定的方向

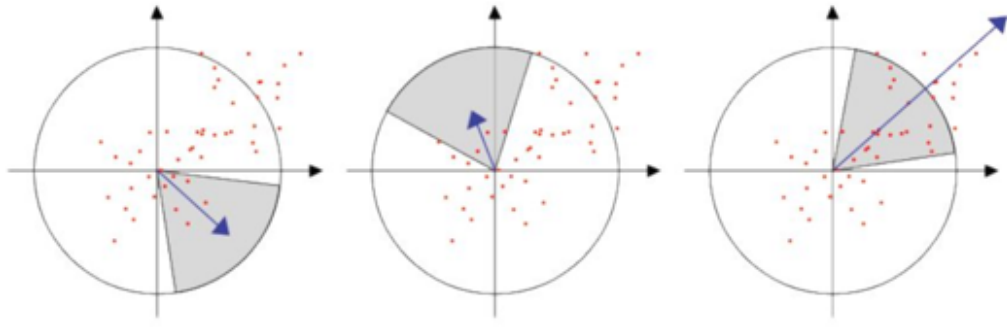
SIFT主方向选择

- 统计梯度直方图
- 选择最显著的梯度方向
- 归一化：将图像旋转到指定的方向



SURF主方向选择

统计特征点圆形邻域内的harr小波特征。即在特征点的圆形邻域内，统计60度扇形内所有点的水平、垂直harr小波特征总和，然后扇形以0.2弧度大小的间隔进行旋转并再次统计该区域内harr小波特征值之后，最后将值最大的那个扇形的方向作为该特征点的主方向



ORB主方向选择

亮度质心的计算同时考虑了像素位置和像素值大小

- 计算横坐标时考虑了 x
- 计算纵坐标时考虑了 y

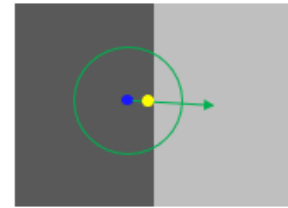
■ ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF, ICCV'2011

■ ORB=Oriented-FAST and Rotated BRIEF

Intensity Centroid (亮度质心):

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y)$$

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right)$$



$$\theta = \text{atan2}(m_{01}, m_{10}).$$

小结

■ SIFT

- 基于梯度直方图的主方向和特征描述

■ SURF

- 基于小波梯度的主方向和特征描述

■ ORB

- 基于亮度质心的主方向+基于BRIEF的特征描述

Detector	ORB	SURF	SIFT
Time per frame (ms)	15.3	217.3	5228.7