法律声明

- 本课件包括：演示文稿，示例，代码，题库，视频和声音等，小象学院拥有完全知识产权的权利；只限于善意学习者在本课程使用，不得在课程范围外向任何第三方散播。任何其他人或机构不得盗版、复制、仿造其中的创意，我们将保留一切通过法律手段追究违反者的权利。



关注 小象学院

第3讲　图像特征与描述

计算机视觉

主讲人：叶梓

上海交通大学博士
主要研究方向：机器学习、深度学习、人工智能

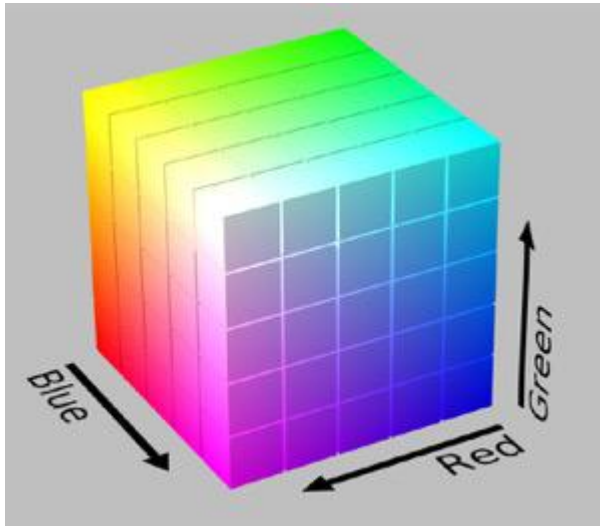
本章内容

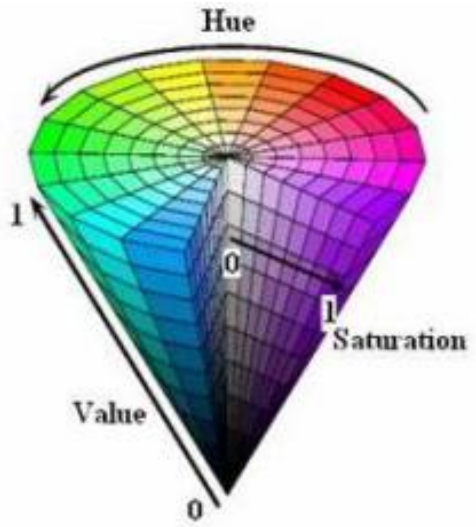
- 颜色特征
  - 量化颜色直方图、聚类颜色直方图
- 几何特征
  - Edge，Corner，Blob
- 基于关键点的特征描述子
  - SIFT，SURF，ORB
- 其他特征提取（LBP、Gabor）
- 代码实践
  - pip install opencv-contrib-python

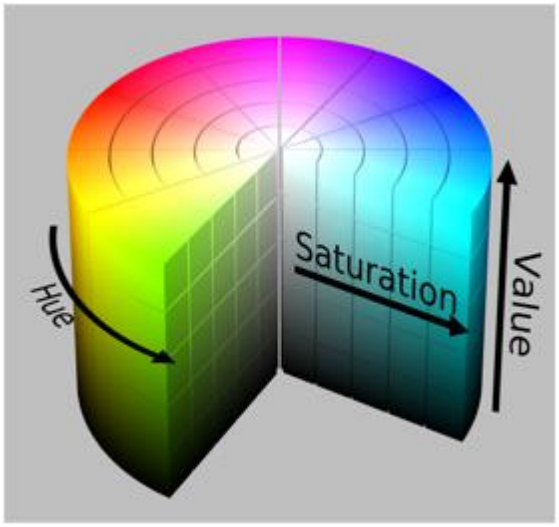
颜色特征

量化颜色直方图

- 适用颜色空间：RGB、HSV等颜色空间
- 操作
  - 颜色空间量化，单元（bin）由单元中心代表
  - 统计落在量化单元上的像素数量





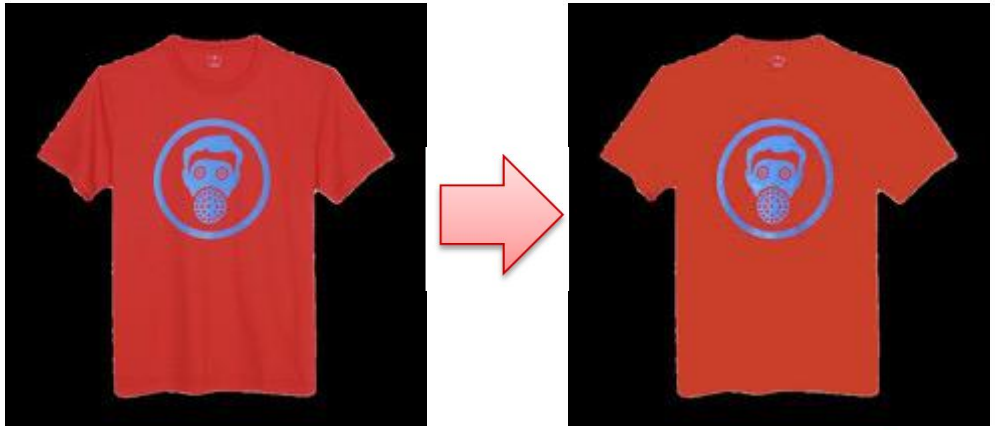


颜色特征

量化颜色直方图

- HSV空间
- 优势：计算高效
- 劣势
  - 量化问题
  - 稀疏

最常用的方法是将颜色空间的各个分量（维度）均匀地进行划分。





颜色特征

聚类颜色直方图

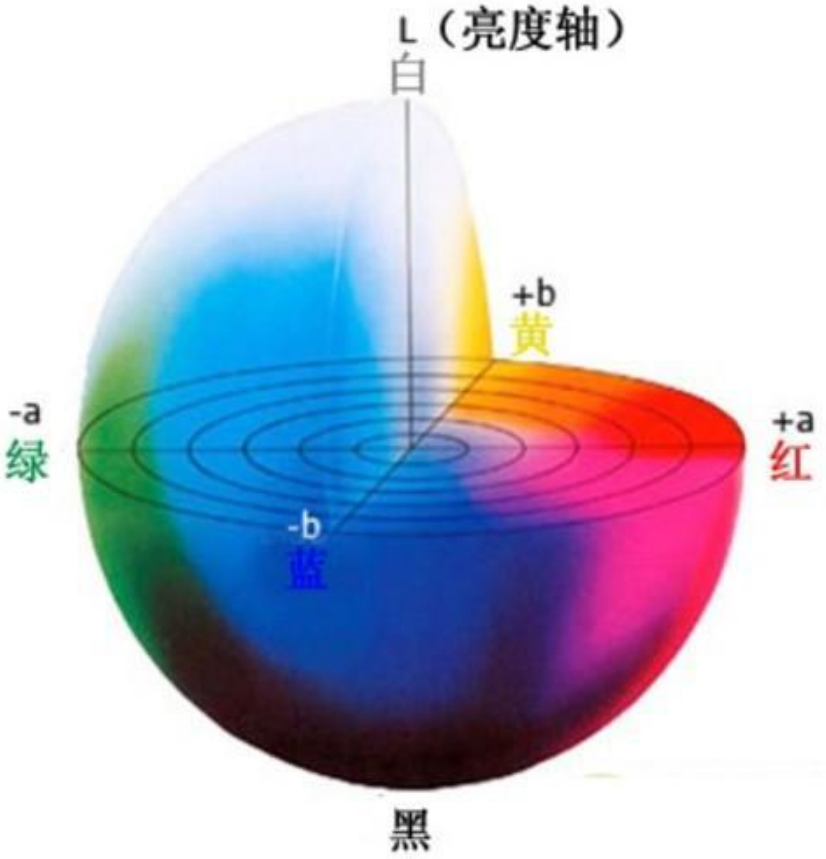
- 适用颜色空间：
  - Lab等颜色空间
- 操作
  - 使用聚类算法对所有像素点颜色向量进行聚类
  - 单元（bin）由聚类中心代表

聚类算法则考虑到图像颜色特征在整个空间的分布情况，避免出现大量的bin中的像素数量非常稀疏的情况，



颜色特征

- Lab空间是用数字化的方法来描述人的视觉感应。
- Lab颜色空间中：
  - L分量用于表示像素的亮度，取值范围是[0,100],表示从纯黑到纯白；
  - a表示从品红色到深绿色的范围，取值范围是[127,-128]；
  - b表示从黄色到蓝色的范围，取值范围是[127,-128]。



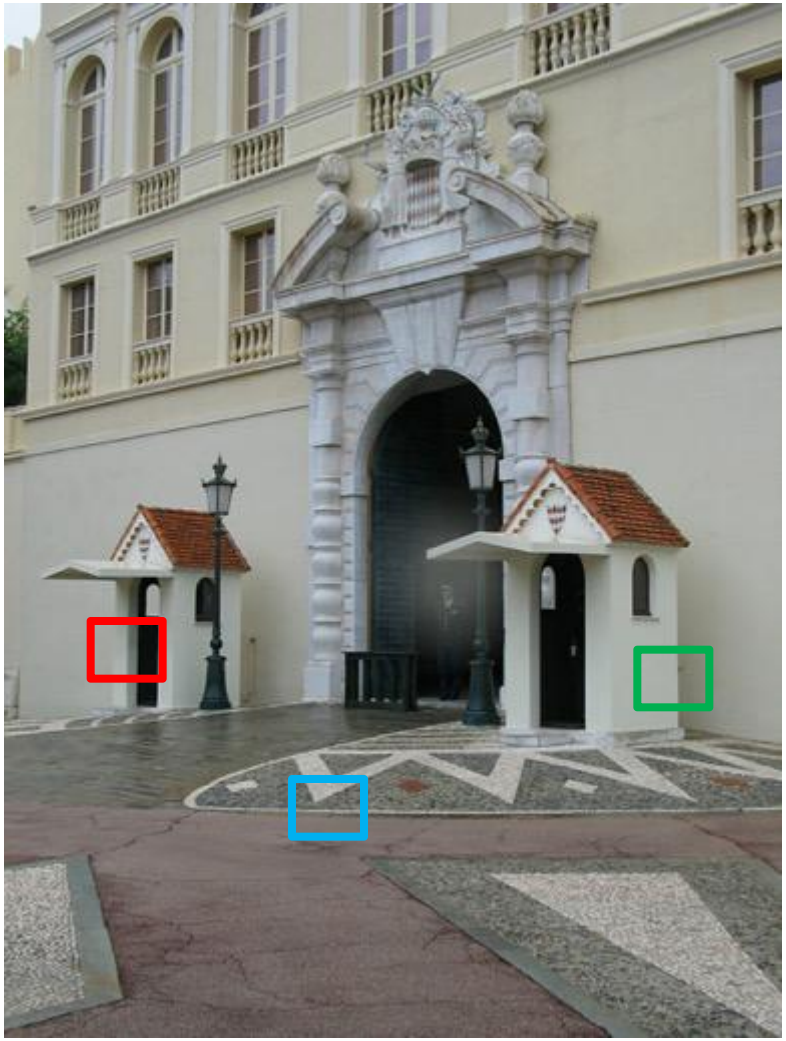
颜色特征

- 设想两幅图像的颜色直方图几乎相同，只是互相错开了一个bin，这时如果采用L1距离或者欧拉距离计算两者的相似度，会得到很小的相似度值。
- 为了克服这个缺陷，需要考虑到相似但不相同的颜色之间的相似度：
  - 一种方法是采用二次式距离。
  - 另一种方法是对颜色直方图事先进行平滑过滤，即每个bin中的像素对于相邻的几个bin也有贡献。

几何特征：边缘

边缘（Edge）

- 像素明显变化的区域
- 具有丰富的语义信息
- 用于
  - 物体识别
  - 几何、视角变换

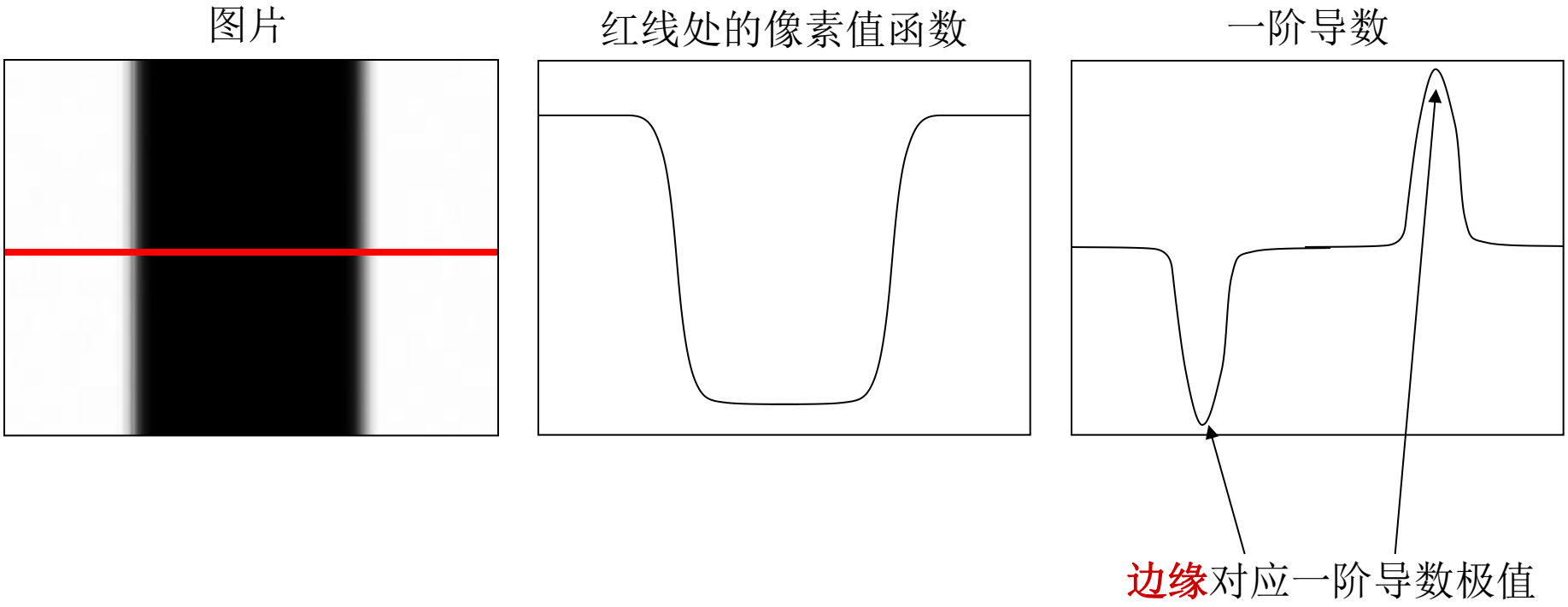




几何特征：边缘

边缘定义

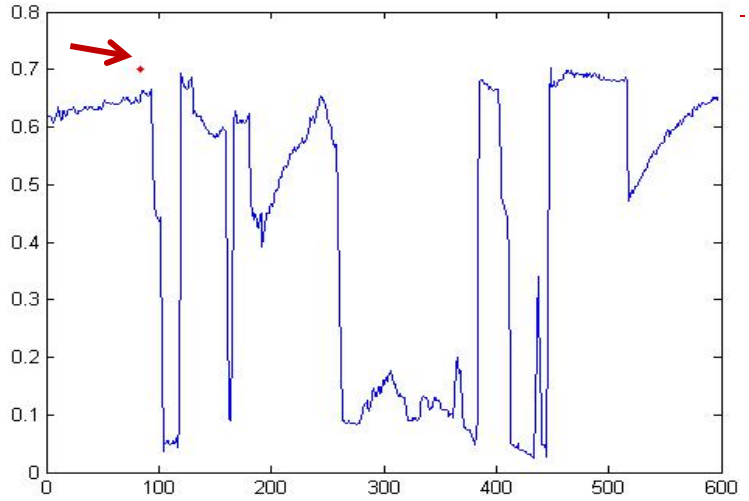
- 像素值函数快速变化的区域→一阶导数的极值区域



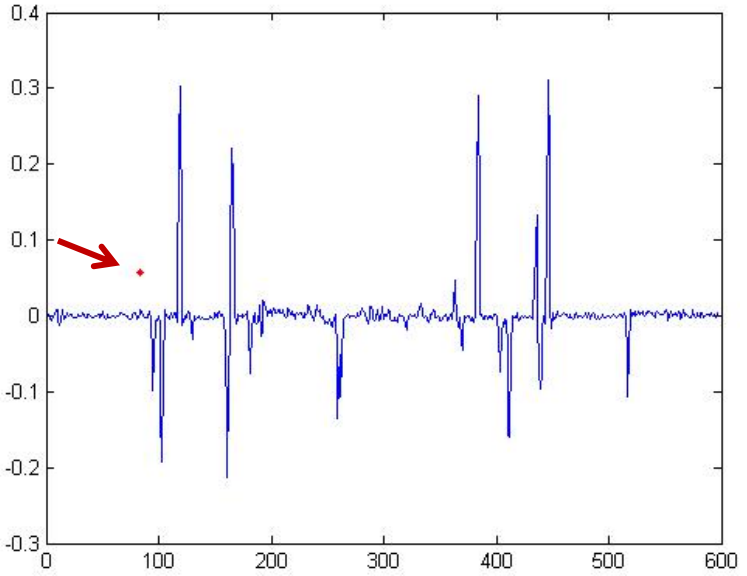
几何特征：边缘



灰度值函数



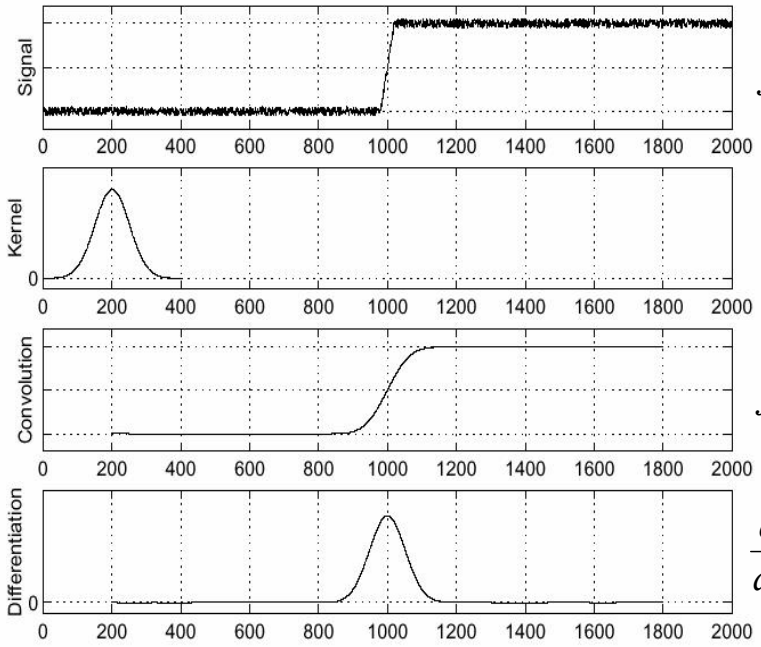
一阶导数



几何特征：边缘

边缘提取

- 先高斯去噪，再使用一阶导数获取极值
- 导数对噪声敏感

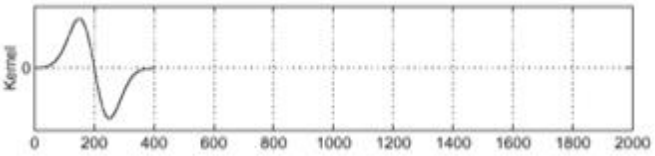


f

g

$f * g$

$\frac{d}{dx}g$



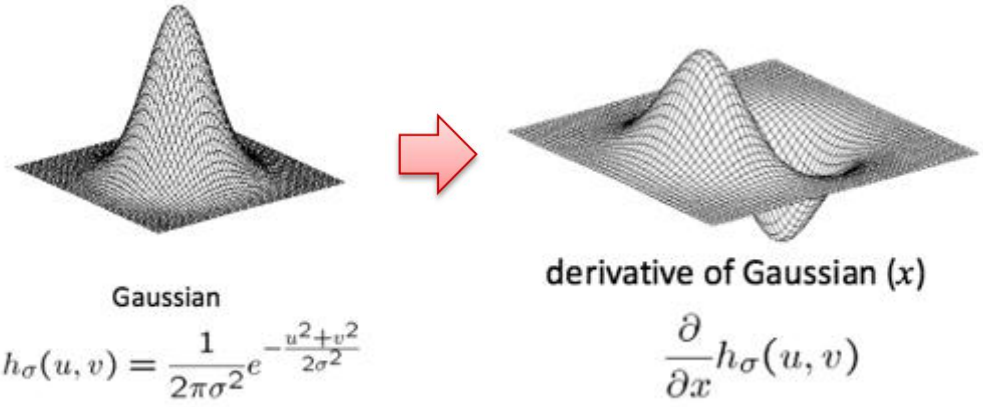
$$\frac{d}{dx}(f*g)=f*\frac{d}{dx}g$$

$\frac{d}{dx}(f*g)$ ⇒ $f*\frac{d}{dx}g$

几何特征：边缘

边缘提取

- 高斯滤波一阶导
- 标准差→尺度



Gaussian

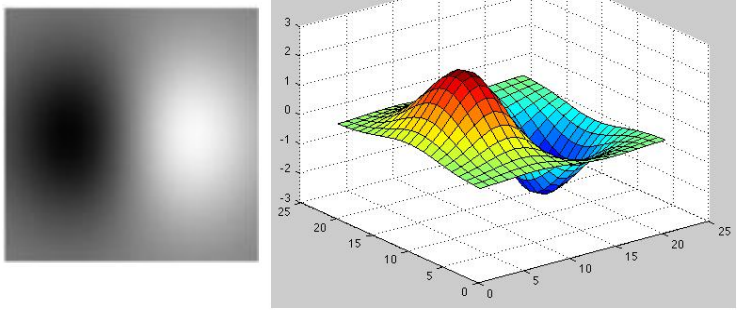
$$h_\sigma(u,v)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}}$$

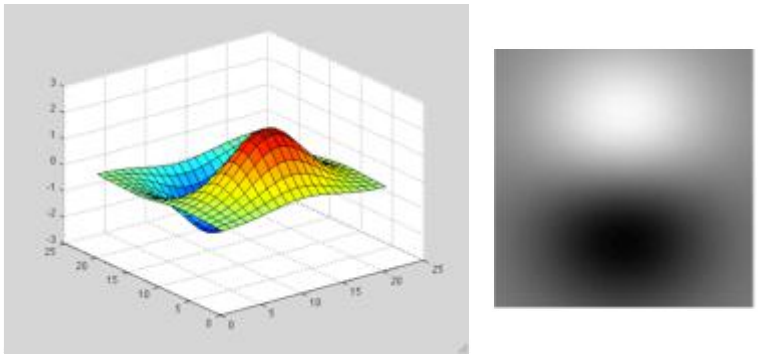
derivative of Gaussian (x)

$$\frac{\partial}{\partial x}h_\sigma(u,v)$$

$$h_x(x,y)=\frac{\partial h(x,y)}{\partial x}=\frac{-x}{2\pi\sigma^4}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

$$h_y(x,y)=\frac{\partial h(x,y)}{\partial y}=\frac{-y}{2\pi\sigma^4}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$





几何特征：边缘

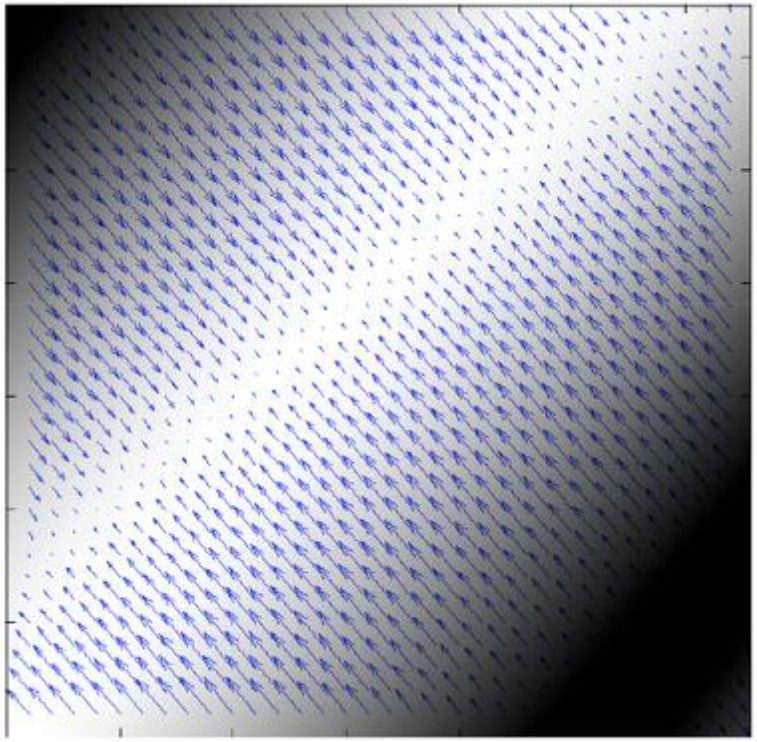
边缘提取

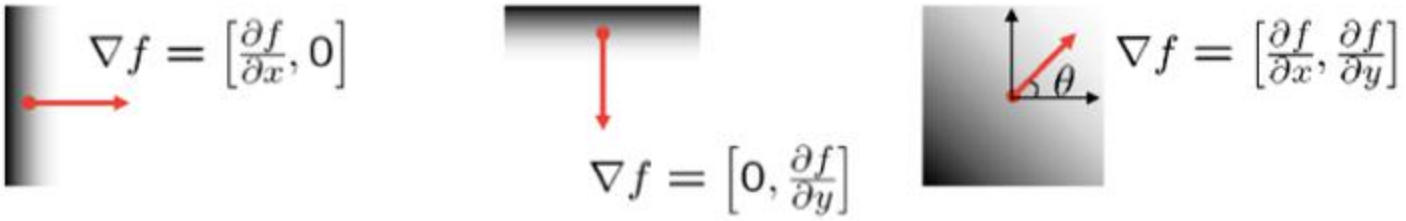
- 梯度幅值/强度

$$h_x(x,y)^2+h_y(x,y)^2$$

- 梯度（增加最快）方向

$$\arctan\left(\frac{h_y(x,y)}{h_x(x,y)}\right)$$





几何特征：边缘



X方向高斯梯度



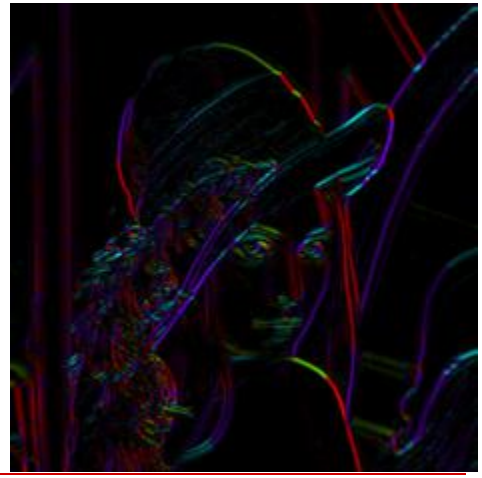
Y方向高斯梯度



梯度强度



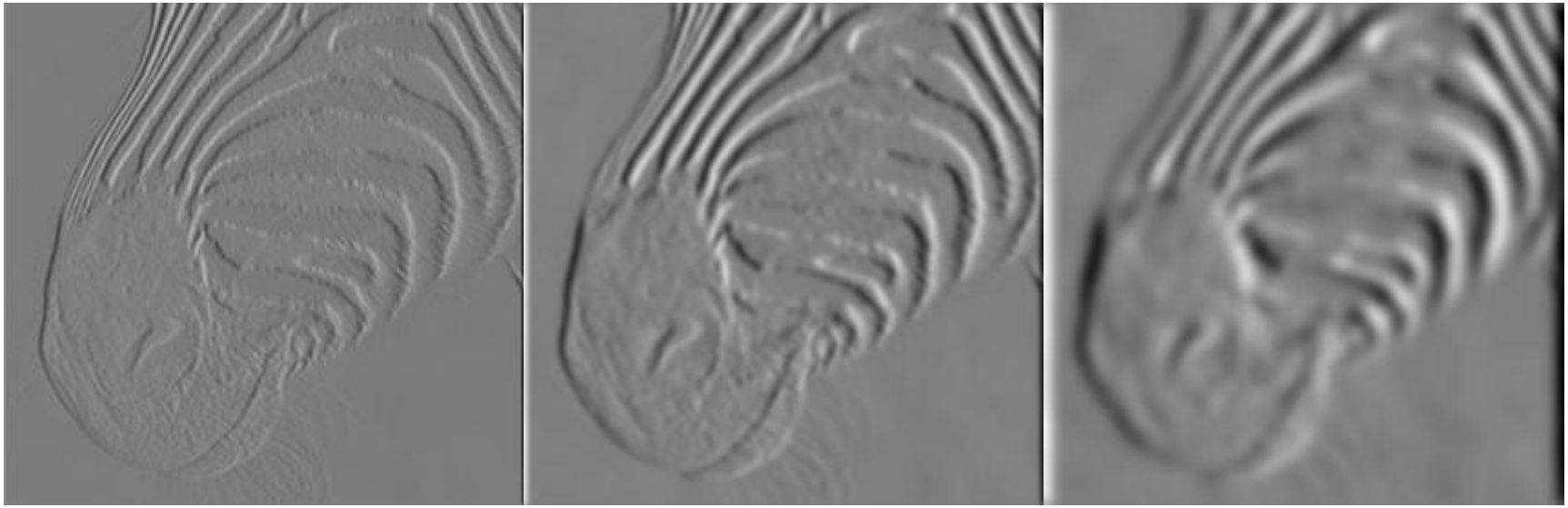
梯度方向



几何特征：边缘

边缘提取尺度问题

- 不同标准差的滤波（x方向）
- 能捕捉到不同尺度的边缘



1像素　　3像素　　7像素

基于特征点的特征描述子

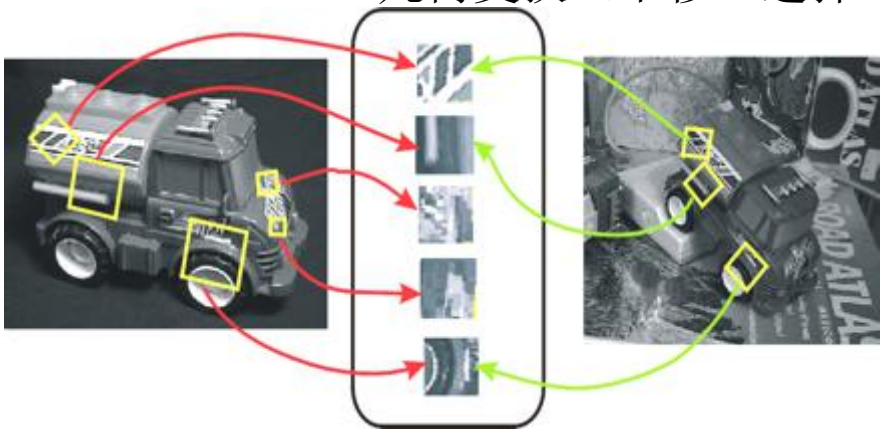
- 从不同的距离，不同的方向、角度，不同的光照条件下观察一个物体时，物体的大小，形状，明暗都会有所不同。但我们依然可以判断它是同一件物体。

- 理想的特征描述子应该具备这些性质。即，在大小、方向、明暗不同的图像中，同一特征点应具有足够相似的描述子，称之为描述子的可复现性。

几何特征：关键点

特征点/关键点

- 不同视角图片之间的映射
- 稳定局部特征点
  - 可重复性、显著性
  - 抗图片变换
    - 外貌变换（亮度、光照）
    - 几何变换（平移、选择、尺度）





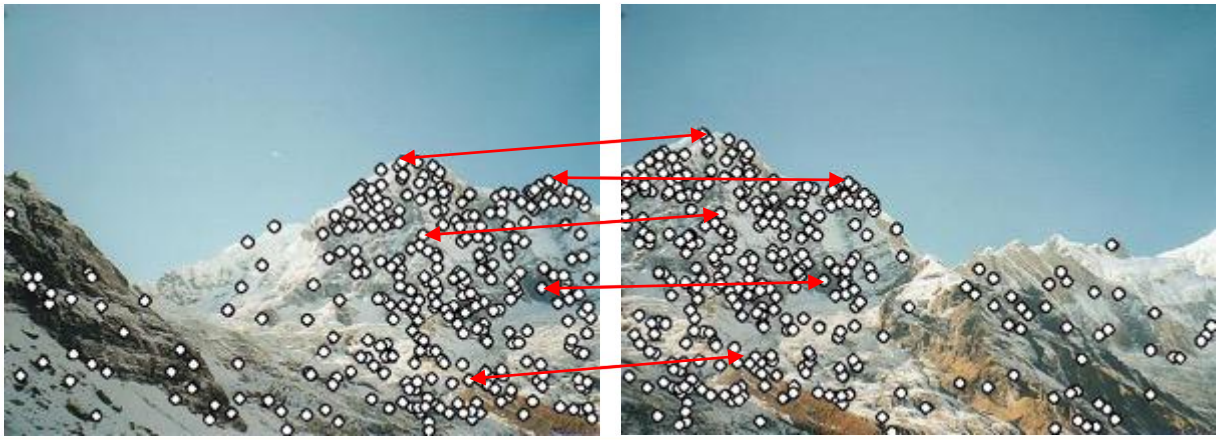


几何特征：关键点

兴趣点/关键点（Interest point/Keypoint）

- 图片配准/拼接
- 运动跟踪
- 物体识别
- 机器人导航
- 3D重建

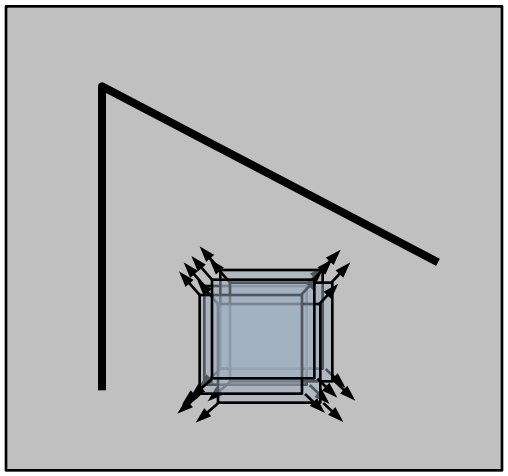




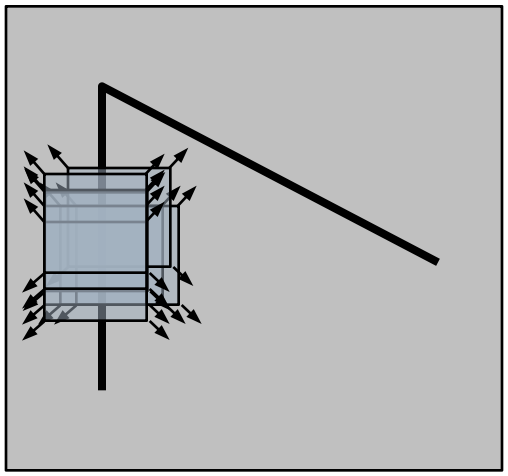
几何特征： Harris角点

Harris角点（Corner）

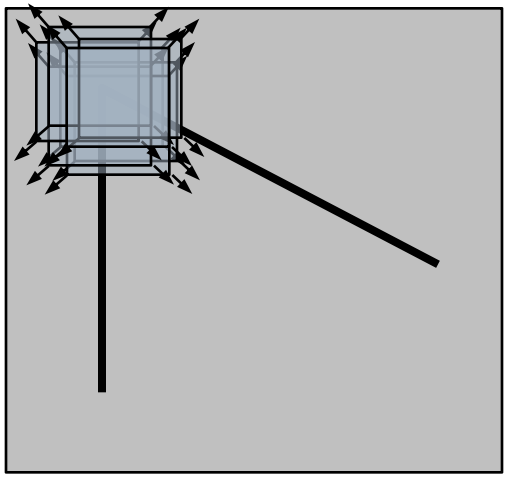
- 一种显著点
  - 在任何方向上移动小观察窗，导致大的像素变动



平区域
任何方向上无变动



边区域
边方向上无变动



角点区域
任何方向上有变动

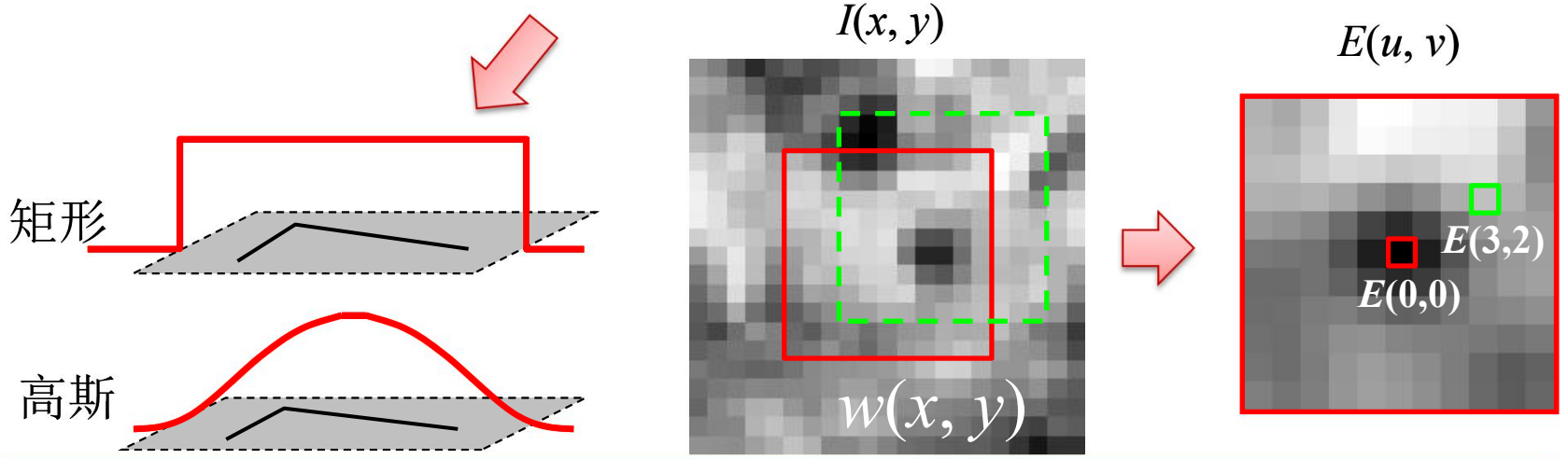
几何特征： Harris角点

Harris角点（Corner）

- 数学模型：偏移(u, v)后窗内图像变化
  - 取E(u,v)大的patch

$$E(u,v) = \sum_{x,y} w(x,y)\left[I(x+u,y+v) - I(x,y)\right]^2$$

窗口函数　位移后强度　像素强度



判断harris角点

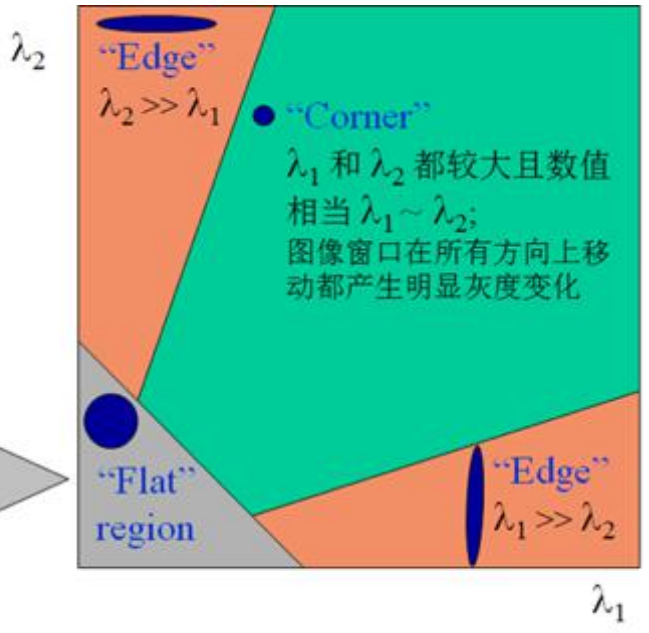
- 图像中直线：一个特征值大，另一个特征值小。
- 图像中平面：两个特征值都小，且近似相等。
- 图像中角点：两个特征值都大，且近似相等。

$$E(u,v) \cong [u,v] \; M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

$\lambda_{max}, \lambda_{min} \leftarrow M$的特征值

$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

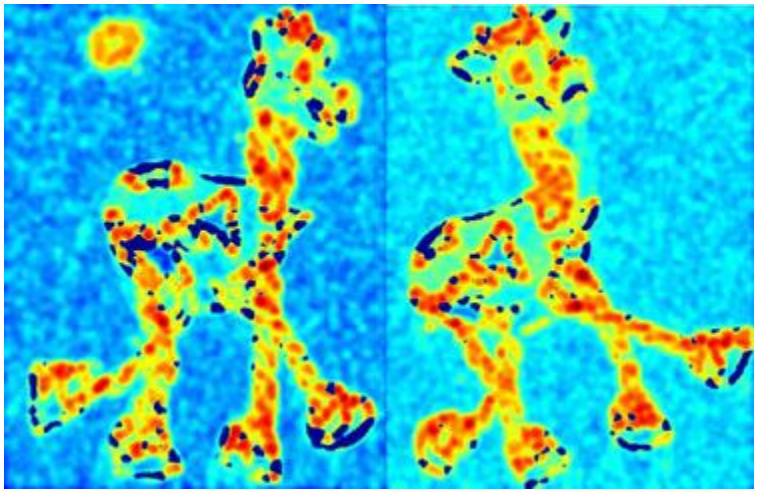
如果λ_1和λ_2都很小，图像窗口在所有方向上移动都无明显灰度变化



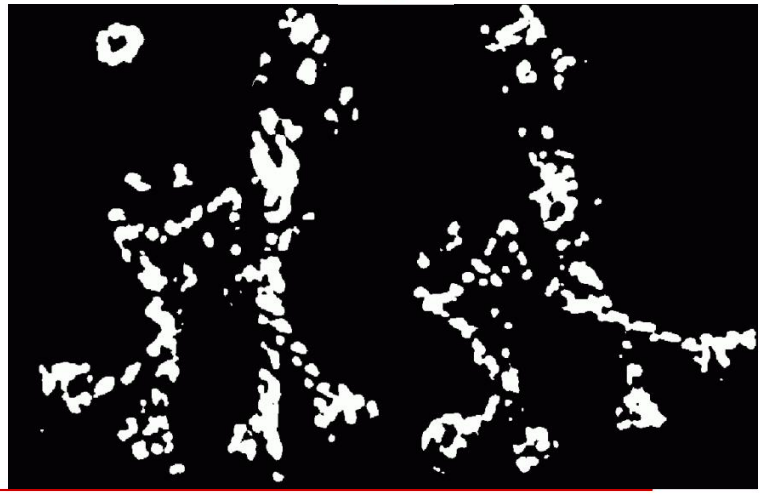
几何特征： Harris角点



计算Harris
角点响应值



域值化



获取局部最
大值点



FAST角点检测

- FAST角点检测是一种的快速角点特征检测算法。
- FAST角点定义为：若某像素点与其周围领域内足够多的像素点处于不同的区域，则该像素点可能为角点，也就是某些属性与众不同。
- FAST特征点检测是对兴趣点所在圆周上的16个像素点进行判断，若判断后的当前中心像素点为暗或亮，将决定其是否为角点。

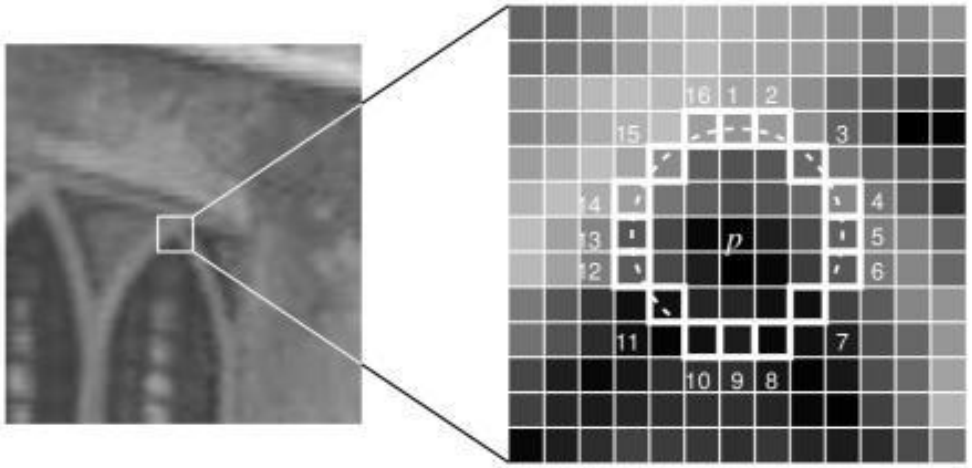
FAST角点检测

- 确定一个阈值t，观察某像素点为中心的一个半径等于3像素的离散化的圆，这个圆的边界上有16个像素。
- 如果在这个大小为16个像素的圆上有n个连续的像素点，它们的像素值要么都比I_p+t大，要么都比I_p–t小，则p它就是一个角点。

12

FAST角点检测计算的时间复杂度小，检测效果好。

FAST不产生多尺度特征，也没有方向信息，这样就会失去旋转不变性。



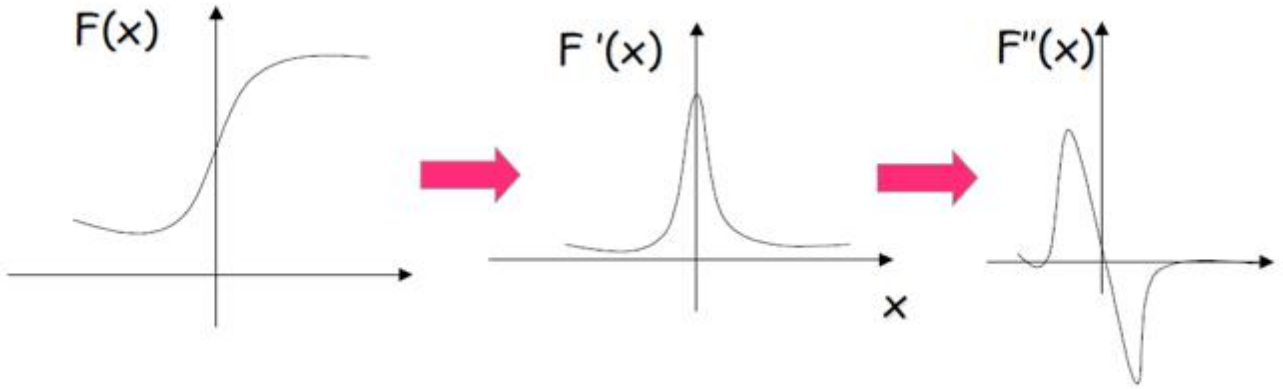
几何特征：斑点

- 拉普拉斯梯度

$$\Delta f = \nabla^2 f = \nabla . \nabla f,$$

$$\Delta f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

  - 一阶导极值点→二阶导数零点
  - 梯度/边缘可以通过寻找
    - 二阶导数接近零
  - 但对噪声很敏感，首先对图像进行高斯卷积滤波进行降噪处理，再采用Laplace算子进行边缘检测。



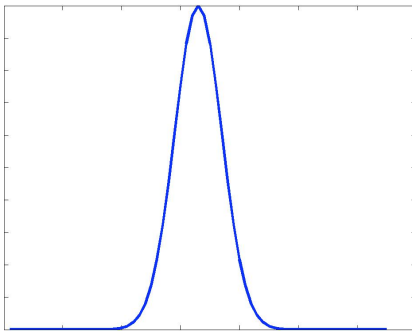
几何特征：斑点

- 高斯拉普拉斯滤波/Laplacian of Gaussian (LoG)

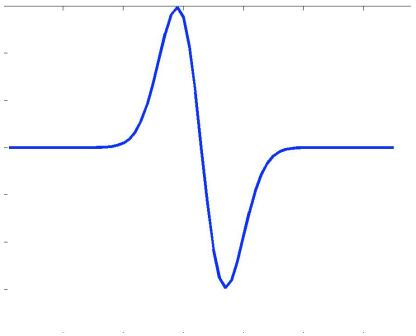
$$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$

$$\nabla^2 G=\frac{\partial^2 G}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 G}{\partial y^2}=\frac{-2\sigma^2+x^2+y^2}{2\pi\sigma^6}e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$

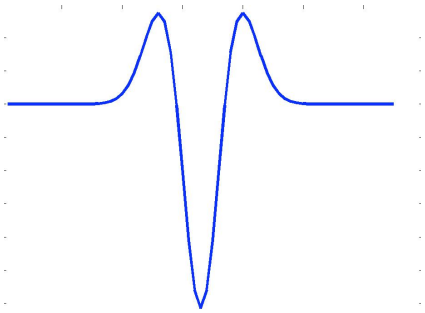
1D高斯



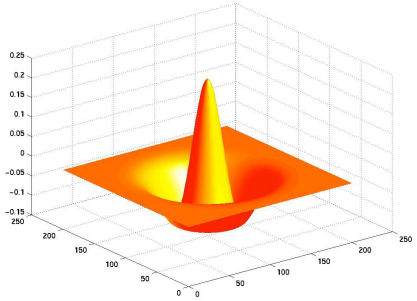
1D高斯一阶导



1D高斯二阶导



2D高斯二阶导



几何特征：斑点

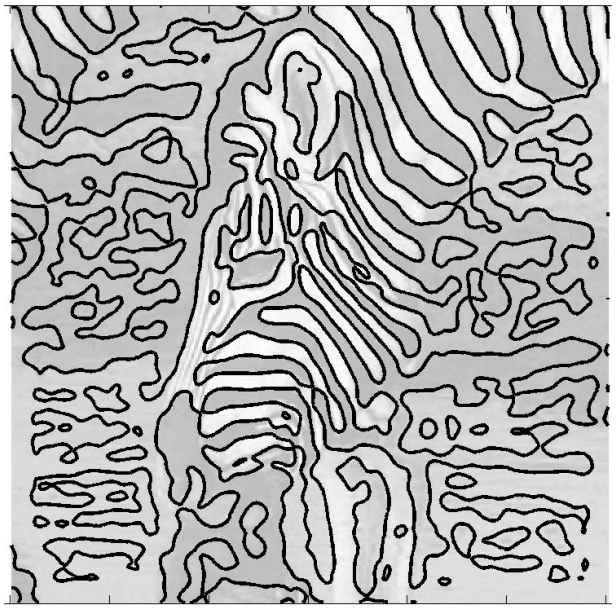
- 当sigma较小时，将识别出更为细节的边缘。



LoG sigma = 2



LoG sigma = 4

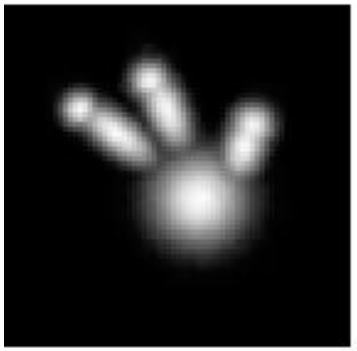


几何特征：斑点

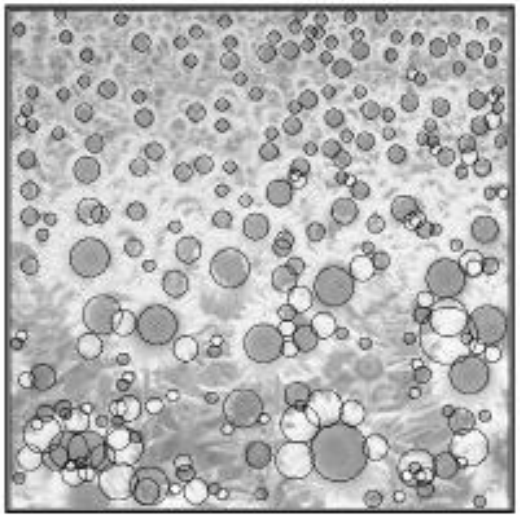
斑点（Blob）

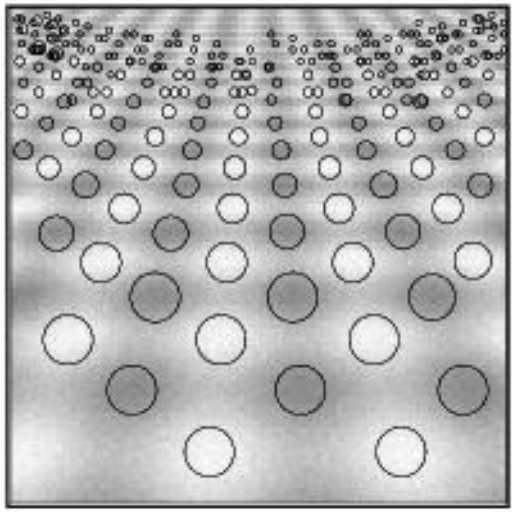
- LoG图找极值点→斑点











局部特征：SIFT

- 基于尺度空间不变的特征
- 特点：
  - 具有良好的不变性
    - 旋转、尺度缩放、平移、亮度变化、
    - 对视角变化、仿射变换和噪声也有一定程度的稳定性
  - 独特性好，信息量丰富
    - 适用于在海量特征数据库中进行快速、准确的匹配
  - 多量性
    - 即使少数物体也可以产生大量SIFT特征
  - 计算快
    - 经优化的SIFT匹配算法甚至可以达到实时性

局部特征：SIFT

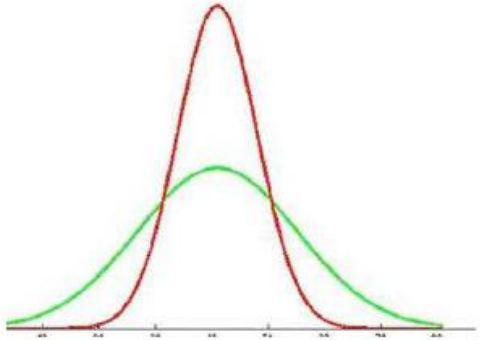
SIFT特征计算步骤

- 在DoG尺度空间中获取极值点，即关键点
  - LoG尺度空间和DoG尺度空间
- 对关键点处理
  - 位置插值（获得精确的关键点）
  - 去除边缘点
- 关键点的方向估计
- 关键点描述子的生成
  - 区域坐标旋转
  - 计算采样区域的直方图

局部特征：SIFT

- 尺度空间
  - 使用不同**σ** 的LOG对图片进行滤波

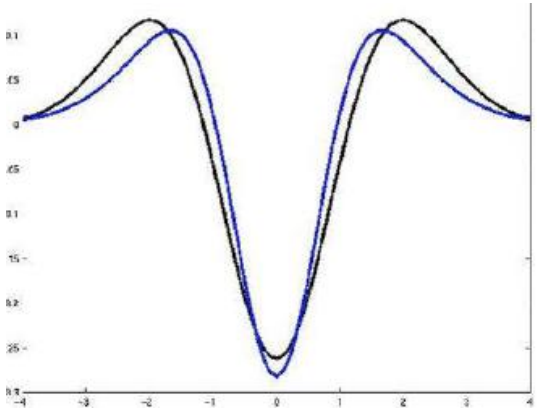
$$\nabla^2 G = \frac{\partial^2 G}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G}{\partial y^2} = \frac{-2\sigma^2 + x^2 + y^2}{2\pi\sigma^6} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$



  - 使用LOG，则后续计算量较大，故使用DOG来代替LOG，用差分代替微分。

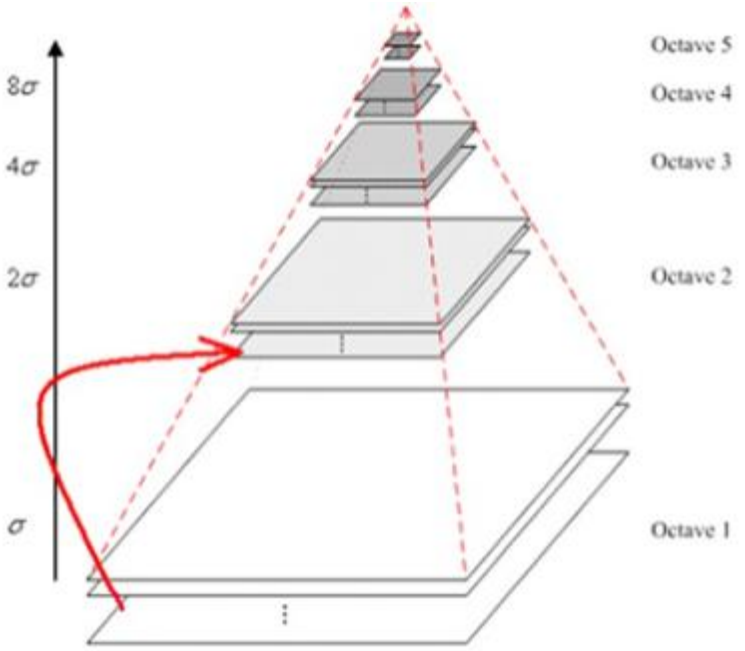
$$\sigma\nabla^2 G = \frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)}{k\sigma - \sigma}$$





局部特征：SIFT

- 高斯金字塔就是在传统金字塔的基础上，对每一层用不同的参数σ做高斯模糊，使得每一层金字塔有多张高斯模糊图像，这样一组图像是一个octave。



octave(i+1)的第一张（从下往上数）图像是由octave(i)中的倒数第三张图像降采样得到

局部特征：SIFT

SIFT-计算高斯差分（DoG）空间

相邻两层之间的尺度相差一个比例因子k

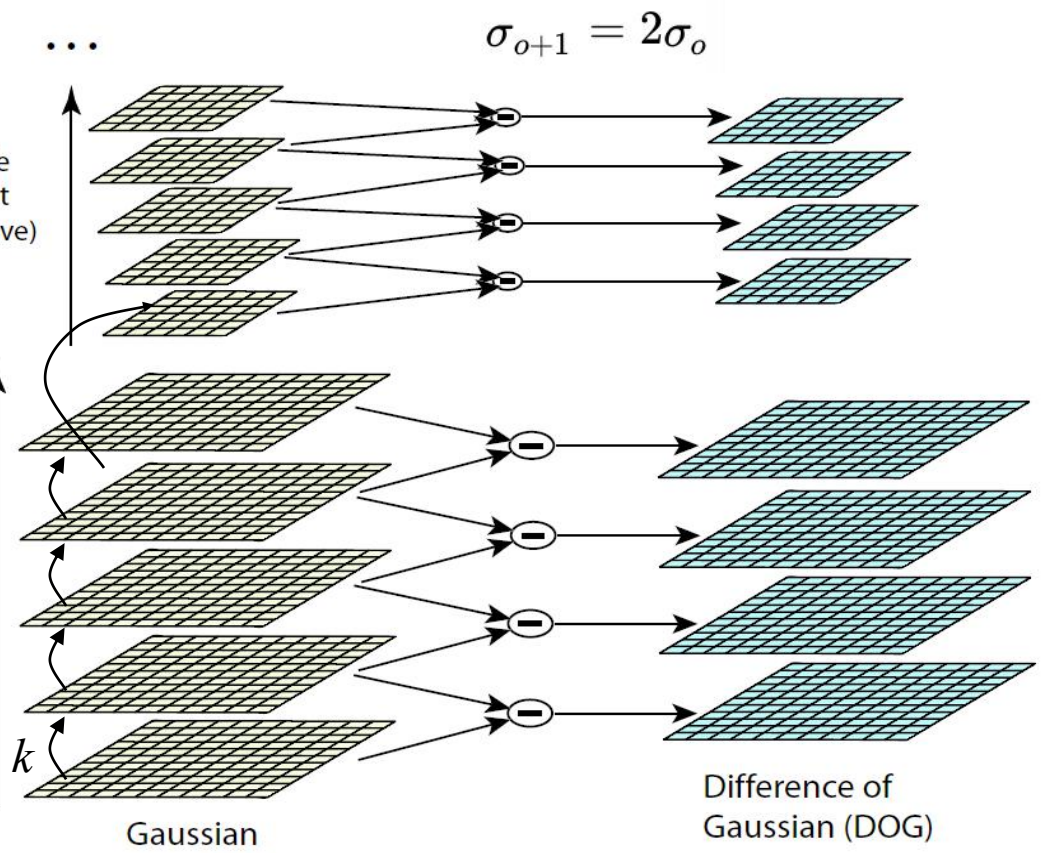
$k = 2^{\frac{1}{s}}$



Sampling with step σ



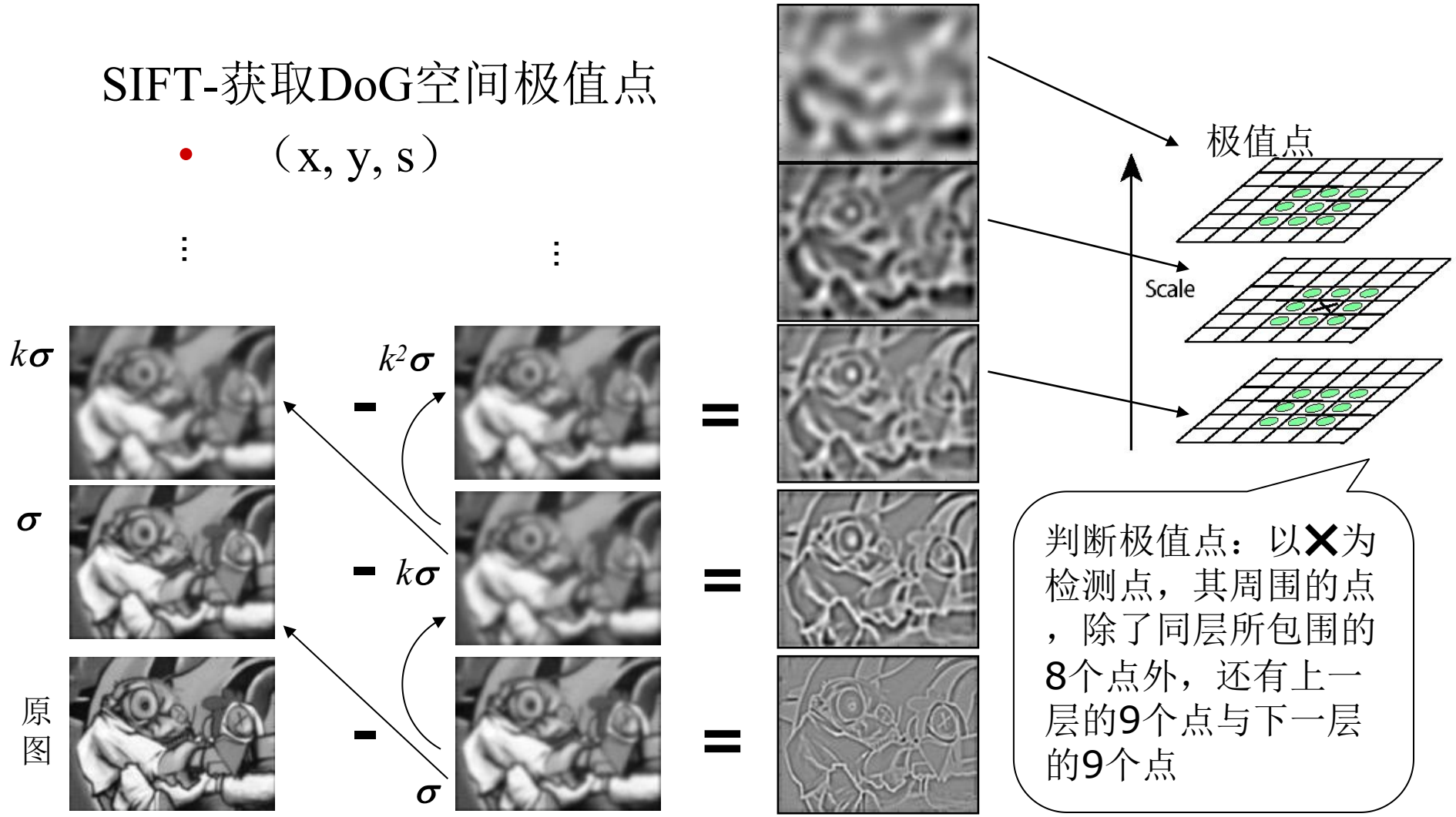
Original image



局部特征：SIFT

SIFT-获取DoG空间极值点

- （x, y, s）

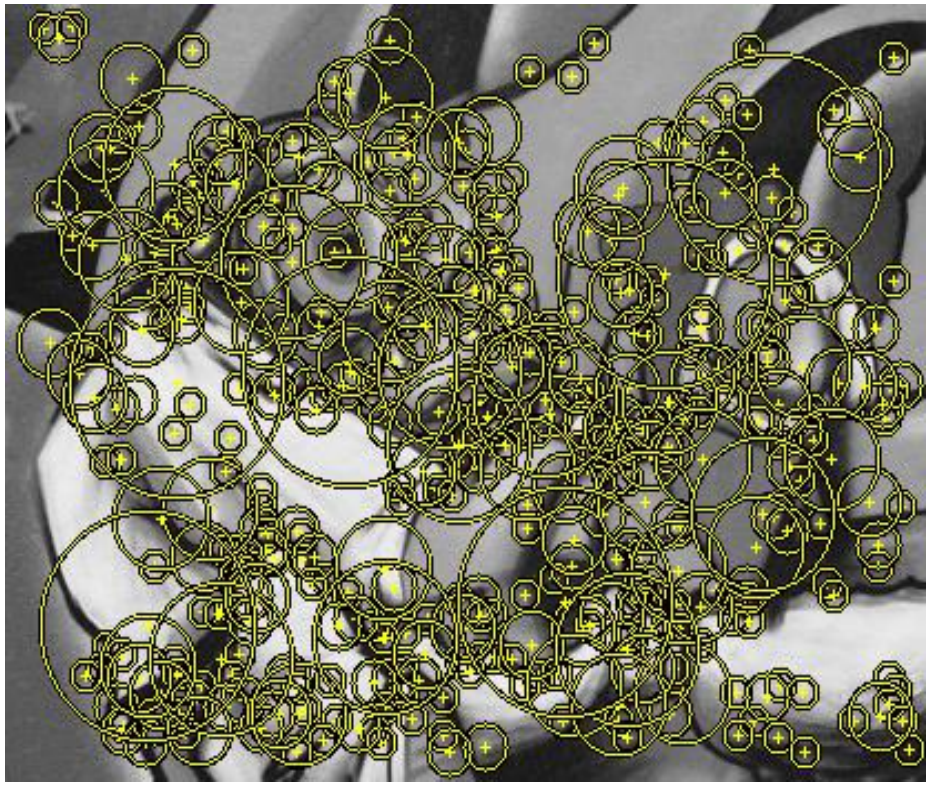


局部特征：SIFT

SIFT-DoG空间极值点就是“关键点”

- 圆半径→特征点尺度
- 圆心→特征点坐标

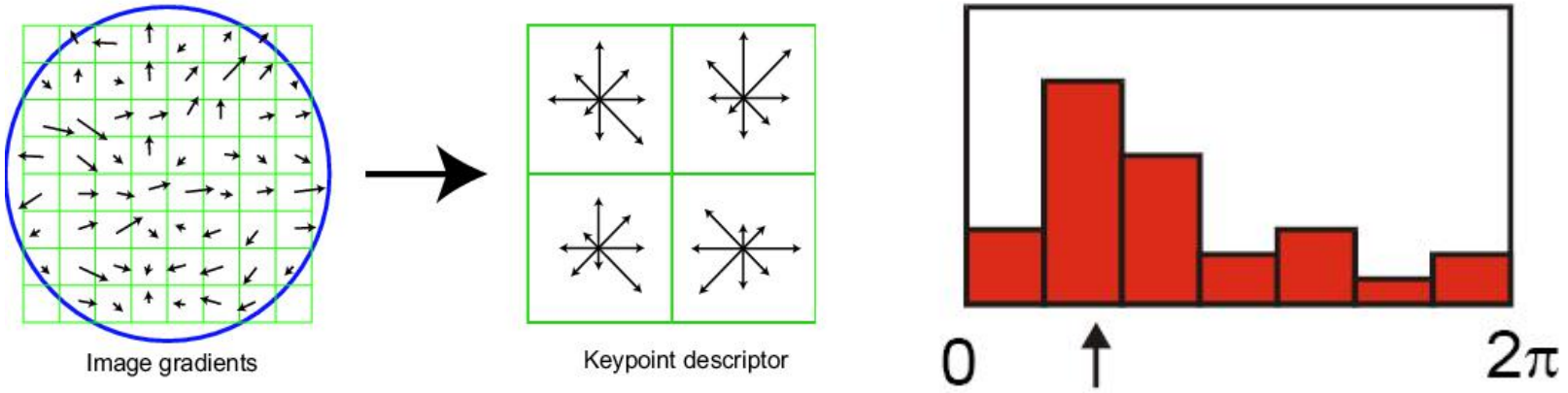




局部特征：SIFT

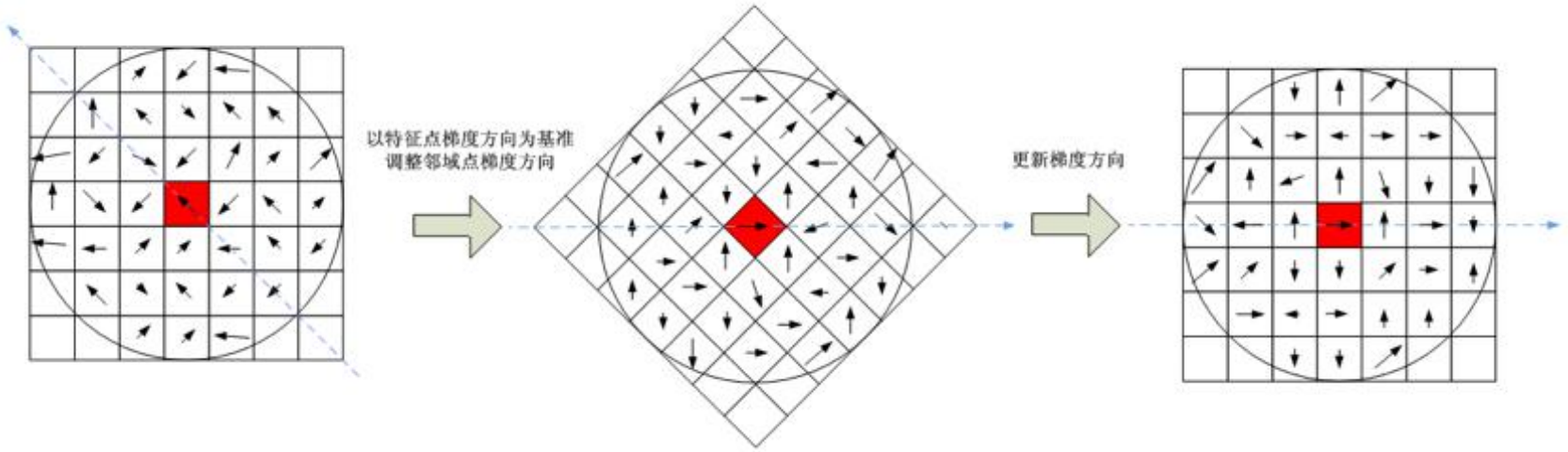
SIFT-特征点方向估计

- 在尺度上计算梯度直方图
  - 8方向　　以特征点为中心、以$3 \times 1.5\sigma$为半径
- 获取最高值方向为关键点主方向
- 为了匹配的稳定性，将超过最高值80%的方向，称为辅方向



局部特征：SIFT

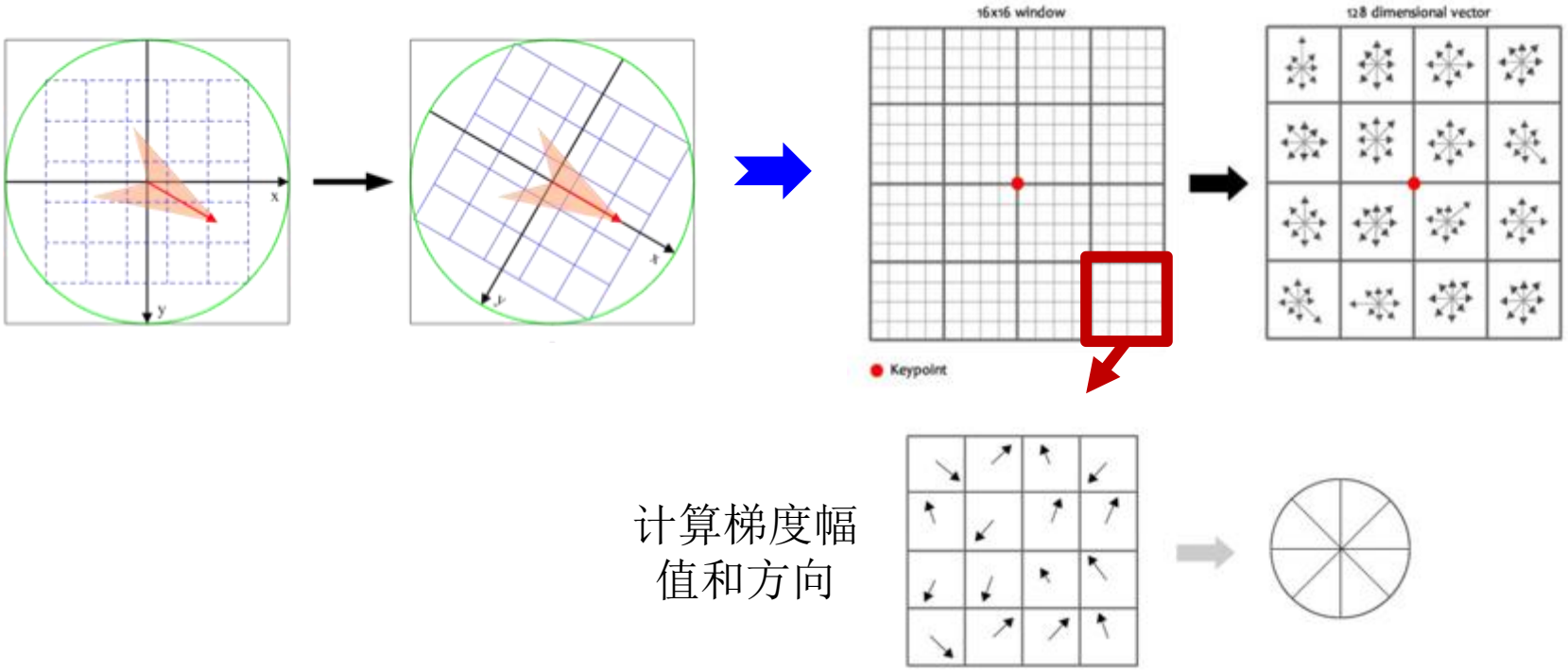
- 为了保证特征矢量具有旋转不变性，需要以特征点为中心，将特征点附近邻域内的图像旋转一个方向角θ。
- 即将原图像x轴转到与主方向相同的方向。



局部特征：SIFT

SIFT-计算特征点描述子

- 在旋转后的坐标上采样16x16的像素窗

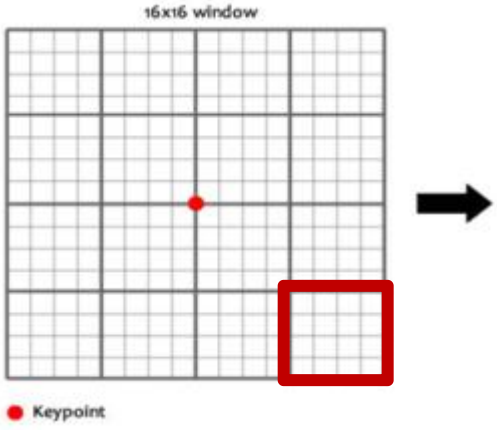


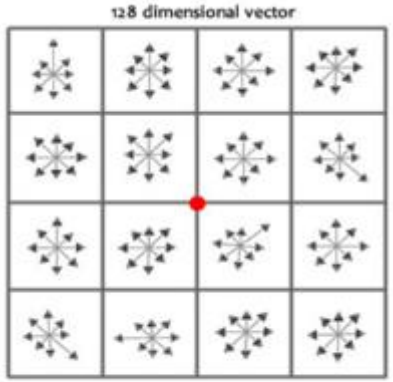
局部特征：SIFT

SIFT-计算特征点描述子

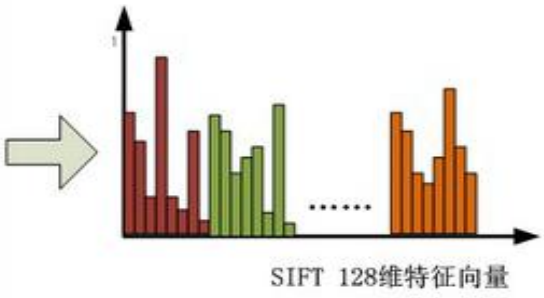
- 在旋转后的坐标上采样16x16的像素窗
  - 4x4网格
  - 8方向直方图
  - 总共128维

SITF的缺点是：计算太复杂，如果不借助硬件加速或专门的图像处理器很难实现。





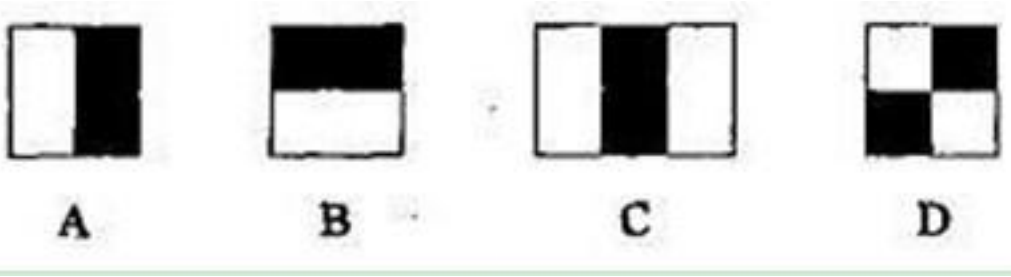
计算梯度幅值和方向



8区间直方图积累梯度幅值

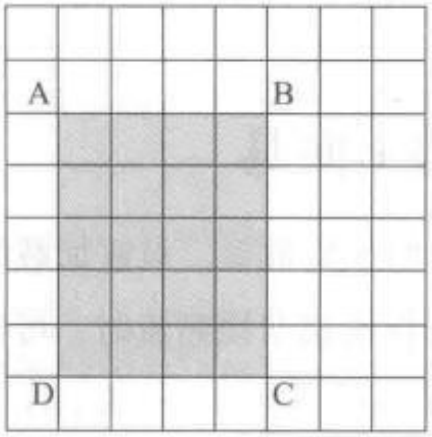
预备知识：Haar-like特征

- Haar-like特征分为：边缘特征、线性特征、中心特征和对角线特征，这些特征组合成特征模板。
- 特征模板内有白色和黑色两种矩形，并定义该模板的特征值为白色矩形像素和减去黑色矩形像素和。
- Haar特征值反映了图像的灰度变化情况。

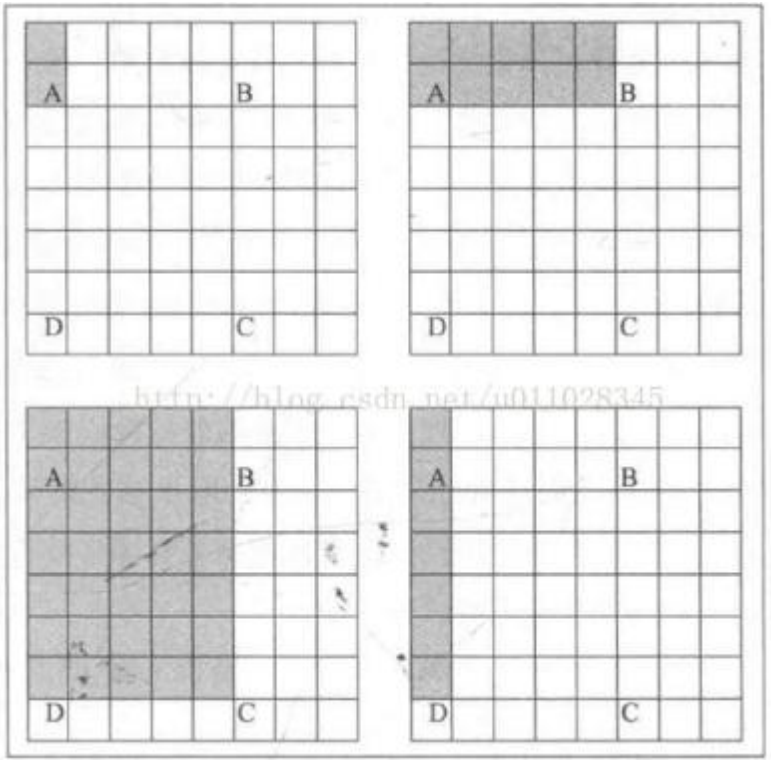


Haar-like特征的快速计算：积分图

- 同一个像素如果被包含在不同的Haar-like的特征模板中，会被重复计算多次。
- 积分图是根据四个角点就能计算区域内的像素之和的方法。



$$A_{ABCD}=A_C-(A_B+A_D-A_A)$$



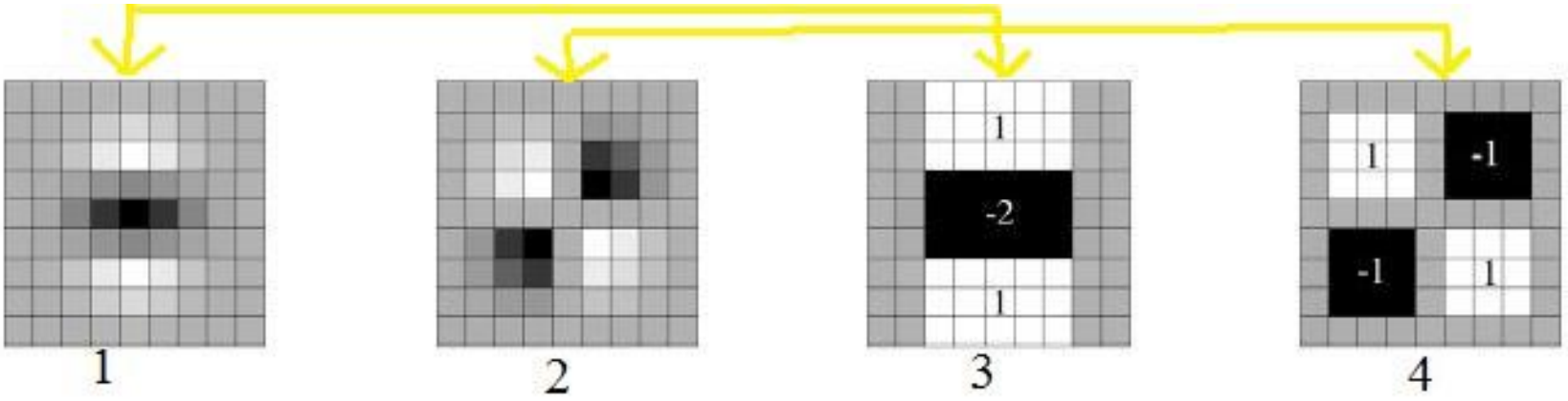
局部特征：SURF

- SURF（ Speeded-Up Robust Features ）算子是Herbert Bay等人在2006年提出的，它是对SIFT的改进，可将速度提高3倍。

- SURF主要是把SIFT中的某些运算作了简化。
  - SURF把SIFT中的高斯二阶微分的模板进行了简化，使得卷积平滑操作仅需要转换成加减运算。
  - 在方向确定阶段，在圆形区域计算x，y方向的haar小波响应，找到模最大的扇形方向。

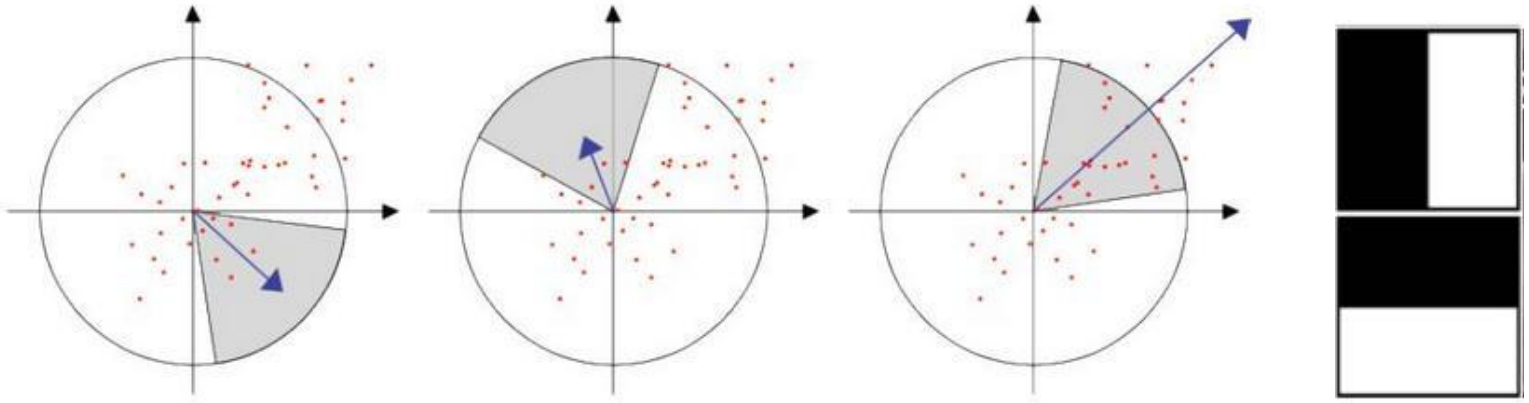
局部特征：SURF

- 为了找出图像中的特征点，需要对原图进行变换，变换图就是原图每个像素的Hessian矩阵行列式的近似值构成的。
- 求Hessian时要先高斯平滑，然后求二阶导数，这对于离散的像素点而言，是用模板卷积形成的，这两种操作合在一起用一个Haar模板代替就可以了。



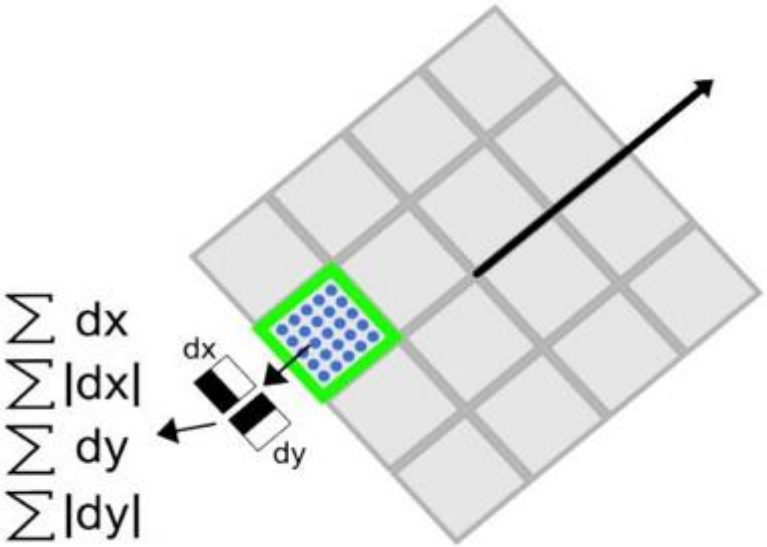
局部特征：SURF

- 为了保证旋转不变性，在SURF中，统计特征点领域内的Haar小波特征。
- 即以特征点为中心，计算半径为6s(s为特征点所在的尺度值)的邻域内，统计60度扇形内所有点在x(水平)和y(垂直)方向的Haar小波响应总和。
- 然后60度扇形以一定间隔进行旋转，最后将最大值那个扇形的方向作为该特征点的主方向。



局部特征：SURF

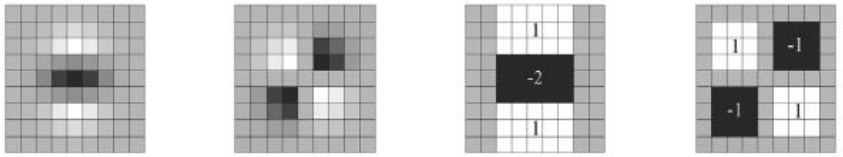
- 在特征点周围取一个正方形框，框的边长为20s(s是所检测到该特征点所在的尺度)。该框带方向，就是检测出来的主方向。
- 最终，SURF的特征点特征向量的维度为64维。
- 然后把该框分为16个子区域，每个子区域统计25个像素的水平方向和垂直方向的haar小波特征，这里的水平和垂直方向都是相对主方向而言的。



局部特征：SURF

SURF（Speeded Up Robust Features）

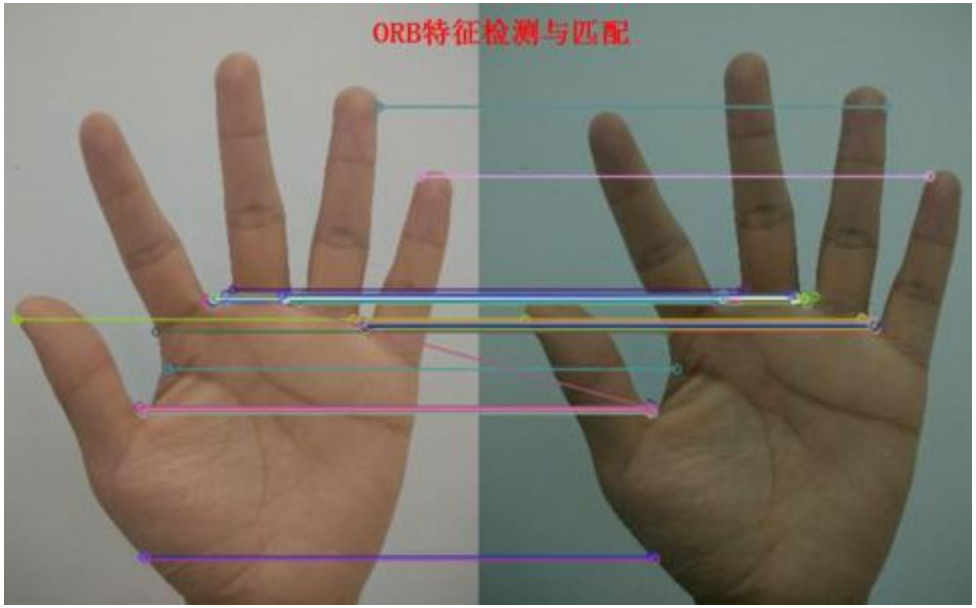
- 近似SIFT算法，实现快速版
  - 先确定候选点，再找最大值
  - Haar模板
- 加速3倍
- 亮度变化下效果好，
- 模糊方面优于SIFT，
- 尺度不变上不及SIFT，
- 旋转不变上差很多。





ORB特征描述

- SIFT与SURF计算复杂，难以用于实时性特征检测，更何况SIFT与SURF以前还是收费的……
- ORB特征基于FAST角点的特征点检测与BRIEF特征描述技术。



与SIFT和SURF相比，速度快是ORB的最大优势。

ORB的基本思路

- 它是对FAST角点与BRIEF特征描述子的一种结合与改进。
- FAST角点检测的缺点是：
  - 缺乏尺度不变性的；
  - 可以通过构建高斯金字塔，然后在每一层金字塔图像上检测角点，来实现尺度不变性；
- BRIEF的缺点是
  - 缺乏旋转不变性的；
  - 需要给BRIEF加上旋转不变性。

BRIEF

- BRIEF需要先平滑图像，然后在特征点周围选择一个Patch，在这个Patch内通过一种选定的方法来挑选出来n_d个点对。
- 比较点对中两点像素的大小，进行如下赋值

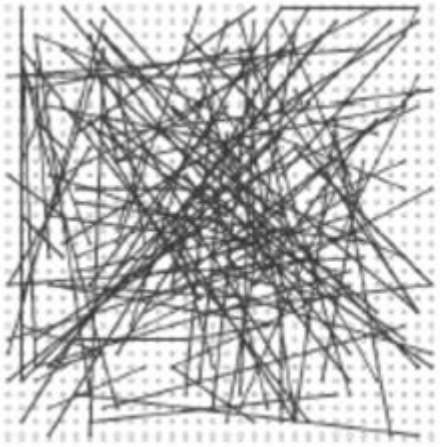
$$\tau(p;x,y):=\begin{cases}1 & if p(x)<p(y)\\ 0 & otherwise\end{cases}$$

- 所有n_d个点对，都进行比较之间，我们就生成了一个n_d长的二进制串。

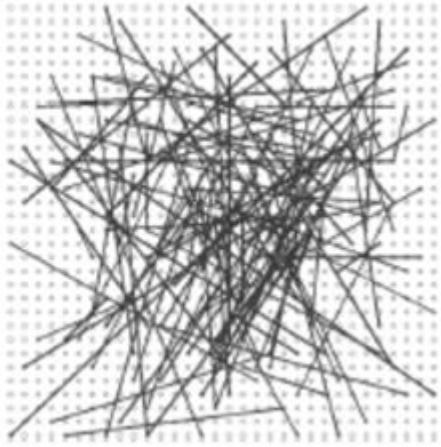
BRIEF

- 点对的生成方式（共有5种）
  - 1、X和Y都服从在[-S/2，S/2]范围内的均匀分布，且相互独立；
  - 2、X和Y都服从均值为0，方差为$S^2/25$的高斯分布，且相互独立，即X和Y都以原点为中心，进行同方差的高斯分布；

（1）



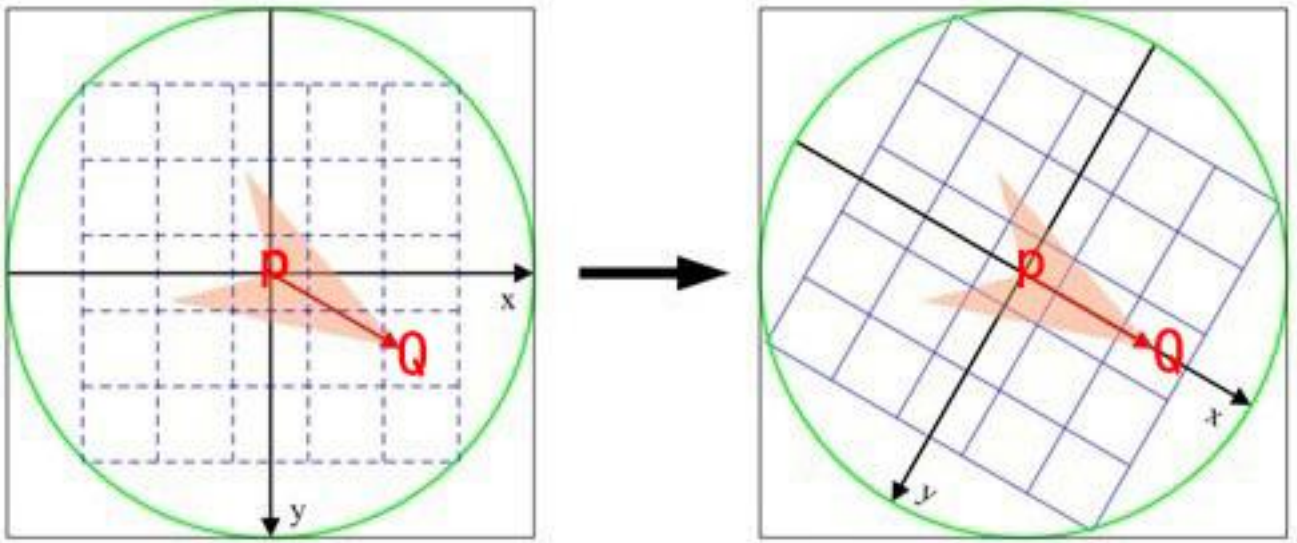
（2）



点对的位置一旦随机选定，就不再更改。

ORB对BRIEF的改进

- ORB在计算BRIEF描述子时建立的坐标系是以关键点为圆心，以关键点和取点区域的形心（圆形）的连线为X轴建立坐标系。
- 计算形心时，圆形区域上每个点的"质量"是其对应的像素值。



LBP

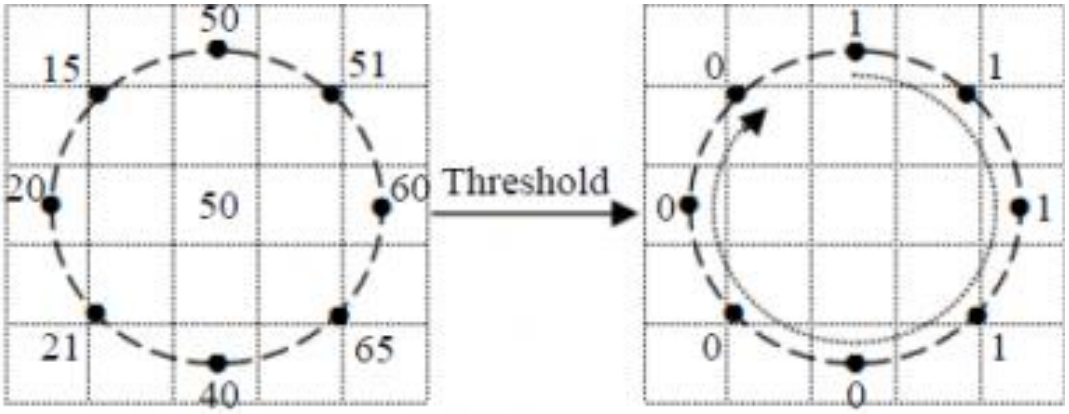
LBP（局部二值模式）

- 将每个像素点与周围点大小比较
  - 半径为R的圆上，均匀采样P个点
  - 大小量化为0或1
- 多个bit组成一个数，统计每个数的直方图



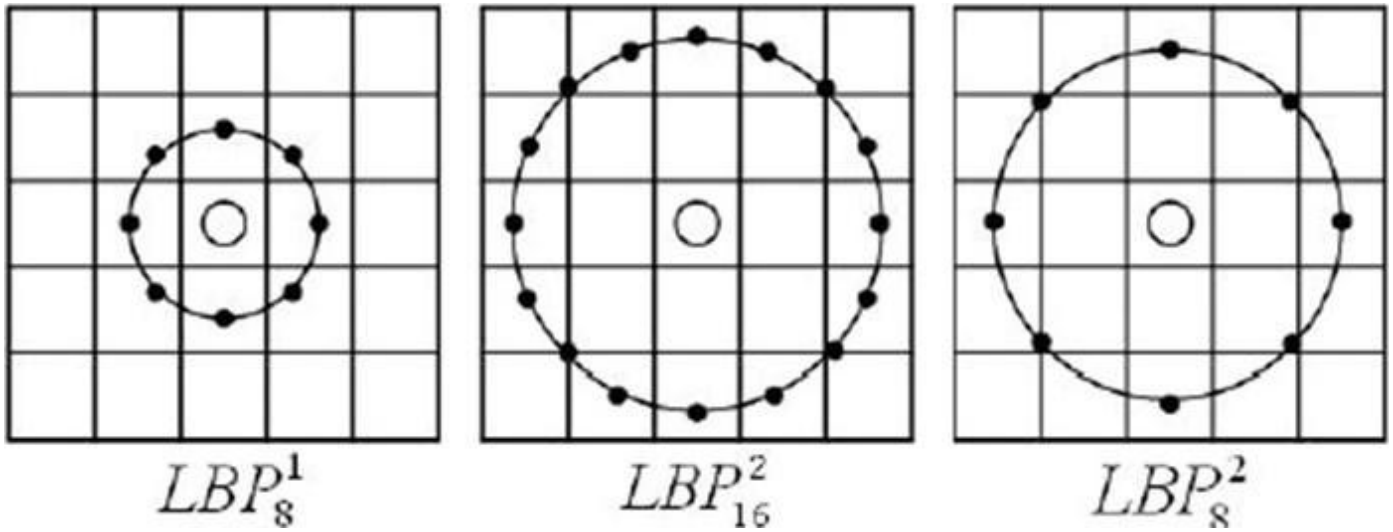
LBP

- 为解决旋转不变性的问题；将LBP周围的二进制码（如11110001）按位旋转，取二进制码最小的值为最终LBP值。
- 如：对于11110001情况，我们按位旋转，得到11100011,11000111,10001111,0001111,00111110,01111100,11111000七个不同的二进制数，最小值为00011111。



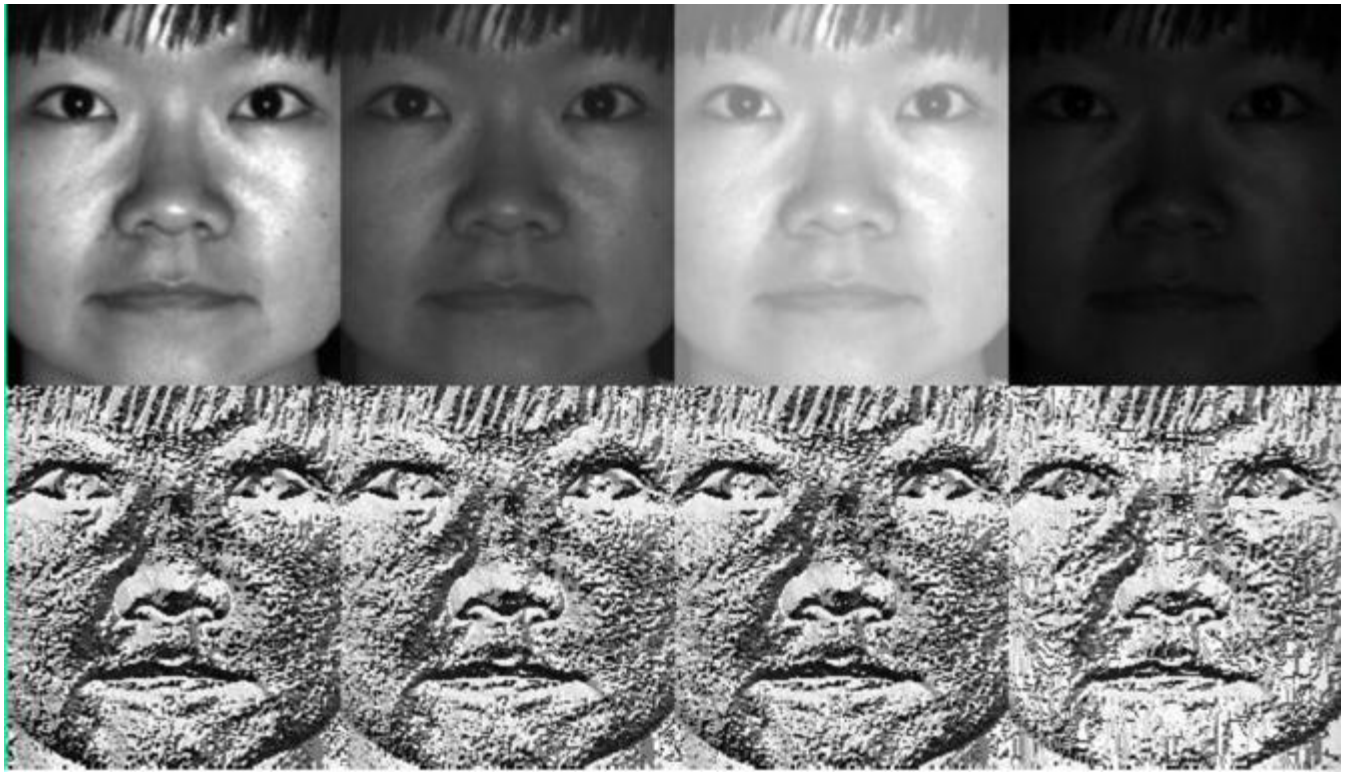
LBP

- 改进的LBP：
- 将 3×3 邻域扩展到任意邻域，并用圆形邻域代替了正方形邻域，这种LBP特征叫做Extended LBP，也叫Circular LBP。



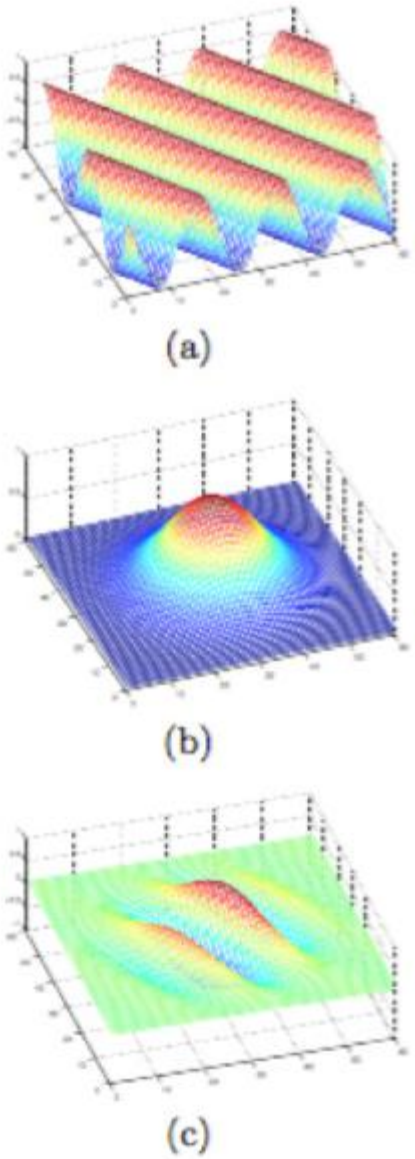
LBP

- LBP特征具有灰度不变性和旋转不变性等显著优点。



Gabor

- Gabor是一个用于边缘提取的线性滤波器，其频率和方向表达与人类视觉系统类似，能够提供良好的方向选择和尺度选择特性，而且对于光照变化不敏感，
- 十分适合纹理分析。
- 使用一个三角函数与一个高斯函数叠加就得到了一个Gabor滤波器。



Gabor

Gabor滤波器组

- Gabor 滤波器组类似于人类的视觉系统
  - 多频率/尺度
  - 多方向
- Gabor 滤波器
  - 频域：属于加窗傅立叶变换
  - 空域：一个高斯核函数和正弦平面波的乘积

复数：$$g(x,y;\lambda,\theta,\psi,\sigma,\gamma)=\exp\left(-\frac{x'^2+\gamma^2y'^2}{2\sigma^2}\right)\exp\left(i\left(2\pi\frac{x'}{\lambda}+\psi\right)\right)$$

实部：$$g(x,y;\lambda,\theta,\psi,\sigma,\gamma)=\exp\left(-\frac{x'^2+\gamma^2y'^2}{2\sigma^2}\right)\cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda}+\psi\right)$$

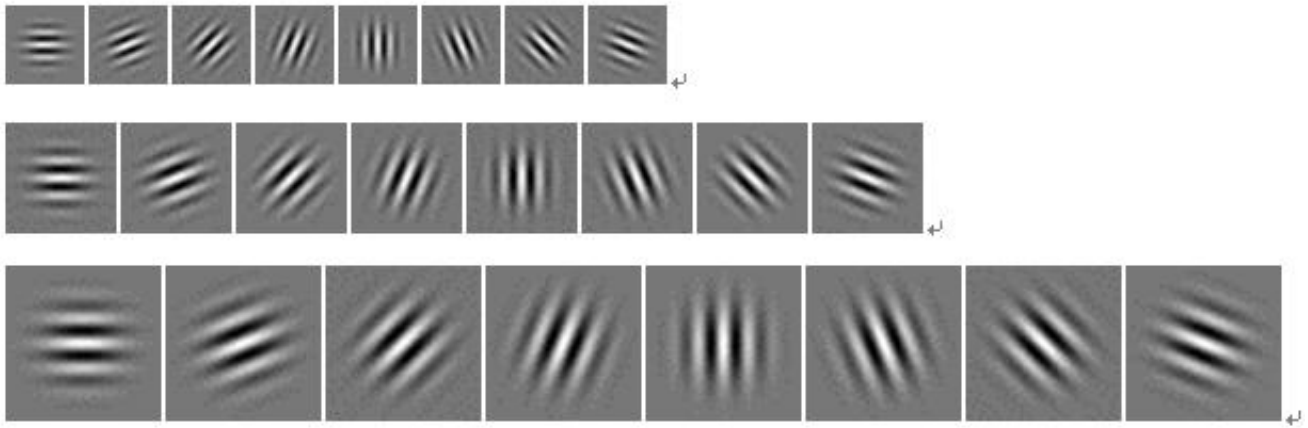
虚部：$$g(x,y;\lambda,\theta,\psi,\sigma,\gamma)=\exp\left(-\frac{x'^2+\gamma^2y'^2}{2\sigma^2}\right)\sin\left(2\pi\frac{x'}{\lambda}+\psi\right)$$

其中：$$x'=x\cos\theta+y\sin\theta, y'=-x\sin\theta+y\cos\theta$$

Gabor

Gabor滤波器组

- 3尺度
- 8方向



参考资料

- https://blog.csdn.net/weixin_38404120/article/details/73740612
- https://blog.csdn.net/q1007729991/article/details/52995734

演示环节

- Harris角点检测
  - http://docs.opencv.org/master/dc/d0d/tutorial_py_features_harris.html
- SIFT检测
  - http://docs.opencv.org/master/da/df5/tutorial_py_sift_intro.html
- SURF检测
  - https://docs.opencv.org/master/df/dd2/tutorial_py_surf_intro.html
- 特征匹配
  - http://docs.opencv.org/master/dc/dc3/tutorial_py_matcher.html

原文中代码有错

问答互动

在所报课的课程页面，

1、点击“全部问题”显示本课程所有学员提问的问题。

2、点击“提问”即可向该课程的老师和助教提问问题。



联系我们

小象学院：互联网新技术在线教育领航者

– 微信公众号：**小象学院**

