

SIFT特征点检测



David G. Lowe, Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, International Journal of Computer Vision, Vol. 60, Page 91-110, Nov 2004.

(1997-) Professor of Computer Science,
University of British Columbia

National Laboratory of Pattern Recognition

Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



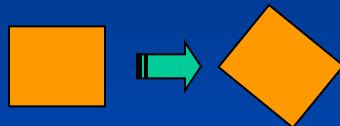
模式识别国家重点实验室

中国科学院自动化研究所

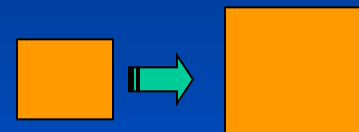
图像变化的类型:

- 几何变化

- 旋转



- 相似(旋转 + 各向相同的尺度缩放)

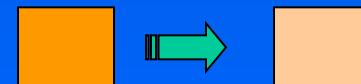


- 仿射 (非各向相同的尺度缩放)
适用于: 物体局部为平面



- 灰度变化

- 仿射灰度变化 ($I \rightarrow aI + b$)



SIFT

- SIFT — Scale Invariant Feature Transform
 - 一种特征提取算法 (Lowe 1999, 2004)
 - DoG 特征检测 + SIFT 描述子
 - SIFT描述子性能评价最佳
(Mikolajczyk&Schmid, 2005)
 - 迄今使用最为广泛的一种特征

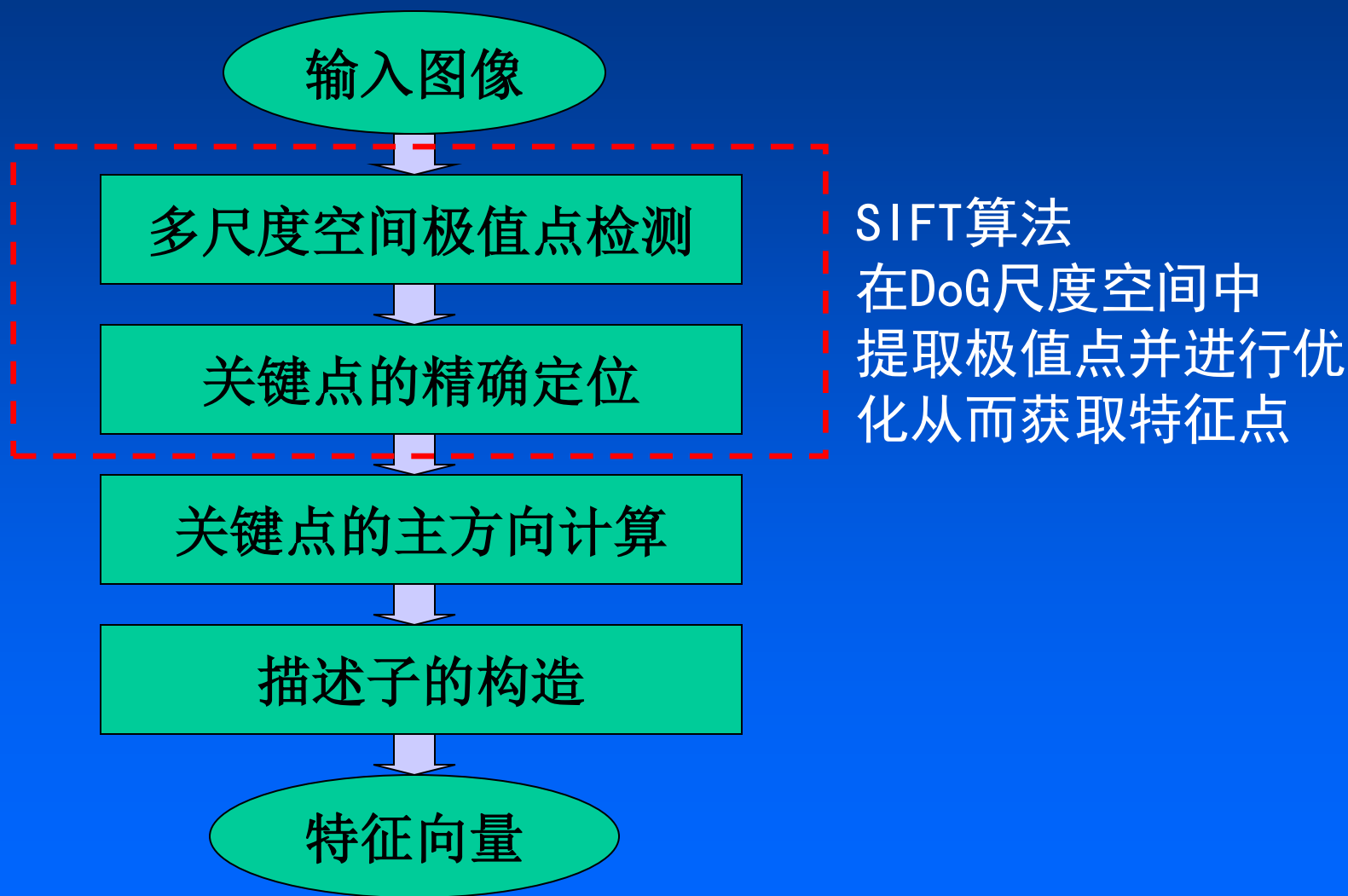


SIFT特征的性质

- 不变性
 - 对图像的旋转和尺度变化具有不变性
 - 对三维视角变化和光照变化具有很强的适应性
 - 局部特征，在遮挡和场景杂乱时仍保持不变性
- 辨别力强
 - 特征之间相互区分的能力强，有利于匹配
- 数量较多
 - 一般 500×500 的图像能提取出约2000个特征点
- 扩展性强



SIFT特征提取算法流程



尺度空间的定义

- 目的：检测在尺度变化时仍然稳定的特征
- 定义图像 $I(x, y)$ 的尺度空间：

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$$

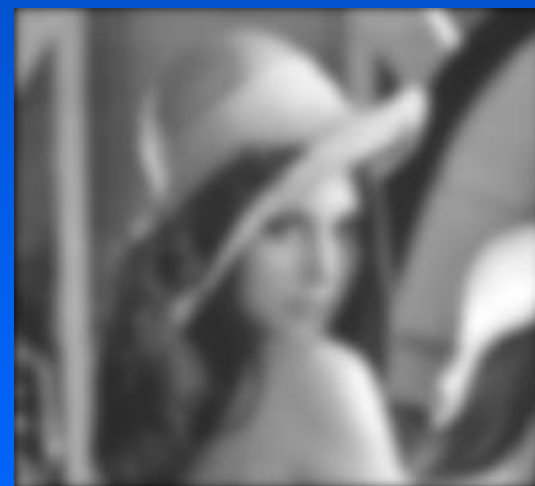
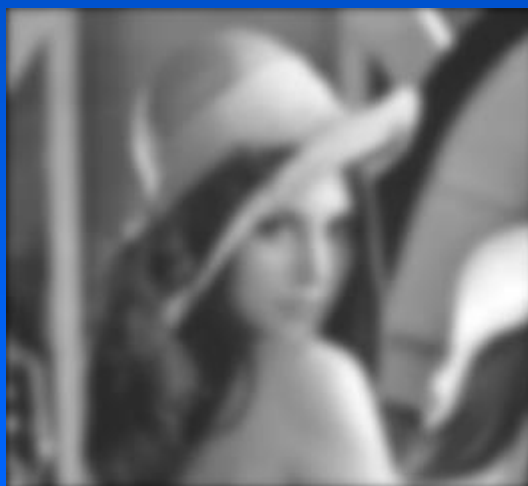
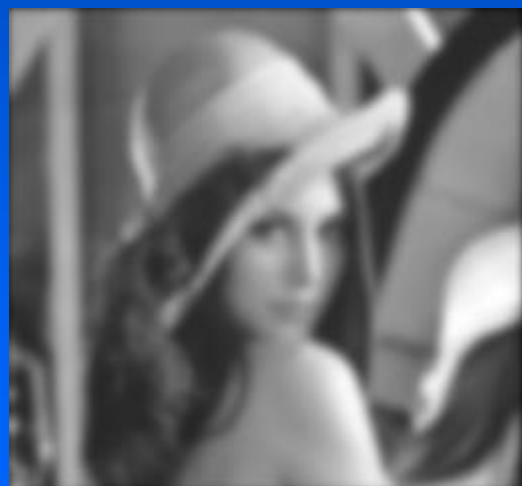
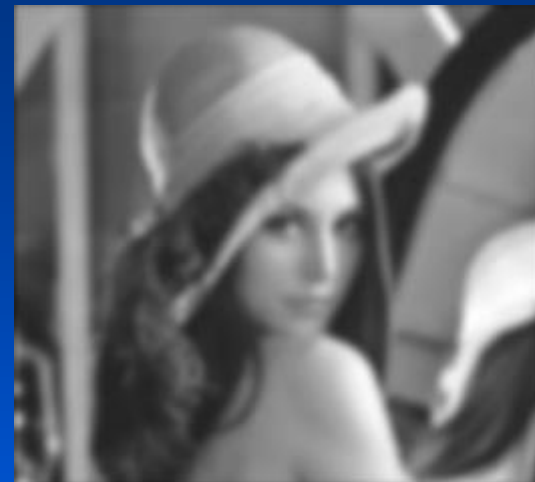
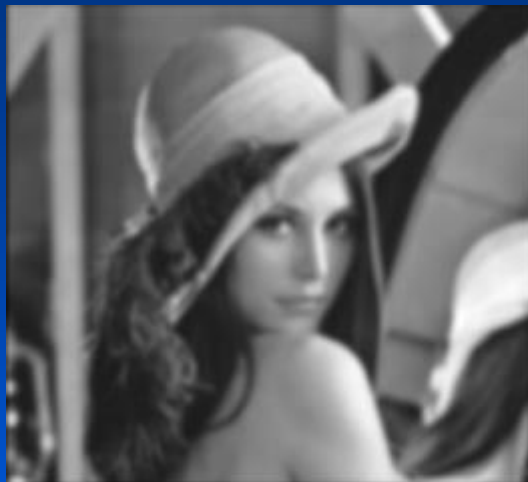
其中：

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

尺度参数 σ ，当 σ 连续变化， $G(x, y, \sigma)$ 构成图像的尺度空间



图像尺度空间



National Laboratory of Pattern Recognition

Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



模式识别国家重点实验室

中国科学院自动化研究所

高斯差分尺度空间

- 为了在尺度空间中检测稳定的关键点，构造高斯差分尺度空间
- 高斯差分尺度空间（高斯差分DoG: Difference of Gaussian）

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned}$$

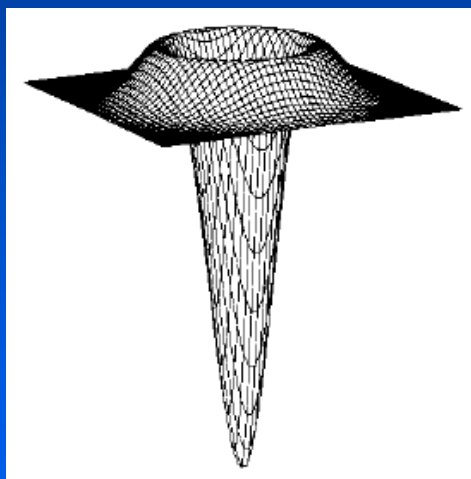
几个理由：

- （1）**计算效率高**：高斯卷积，减法
- （2）高斯差分是对尺度归一化LoG的一个很好的近似，而尺度归一化的LoG空间具有**真正的尺度不变性** (Lindeberg 1994)
- （3）实验比较表明，从尺度归一化LoG空间中提取的图像特征的**尺度稳定性最好**，优于梯度、Hessian或Harris角点函数。

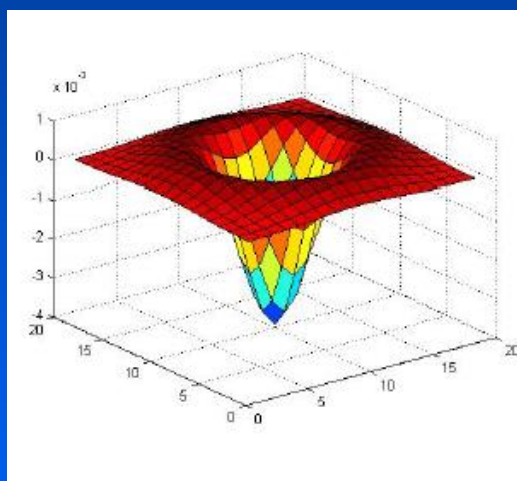


高斯差分尺度空间

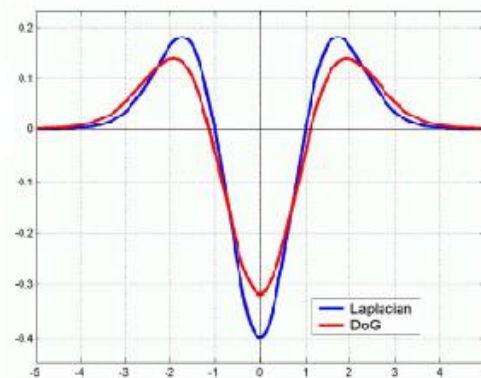
- LoG VS DoG



LoG

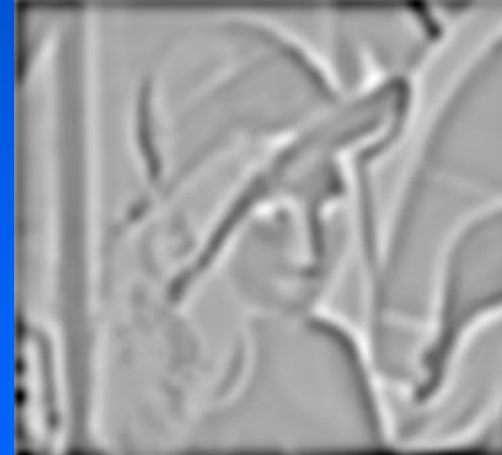


DoG



(b)

高斯差分尺度空间



National Laboratory of Pattern Recognition

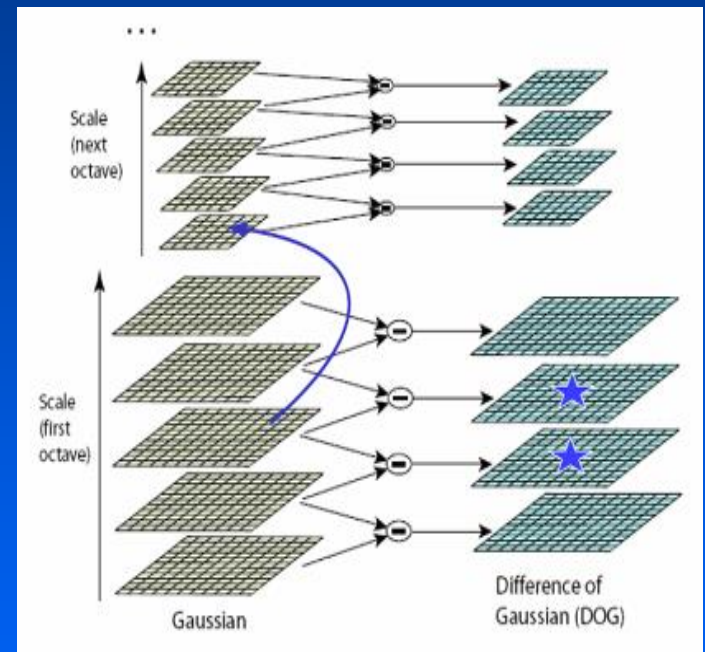
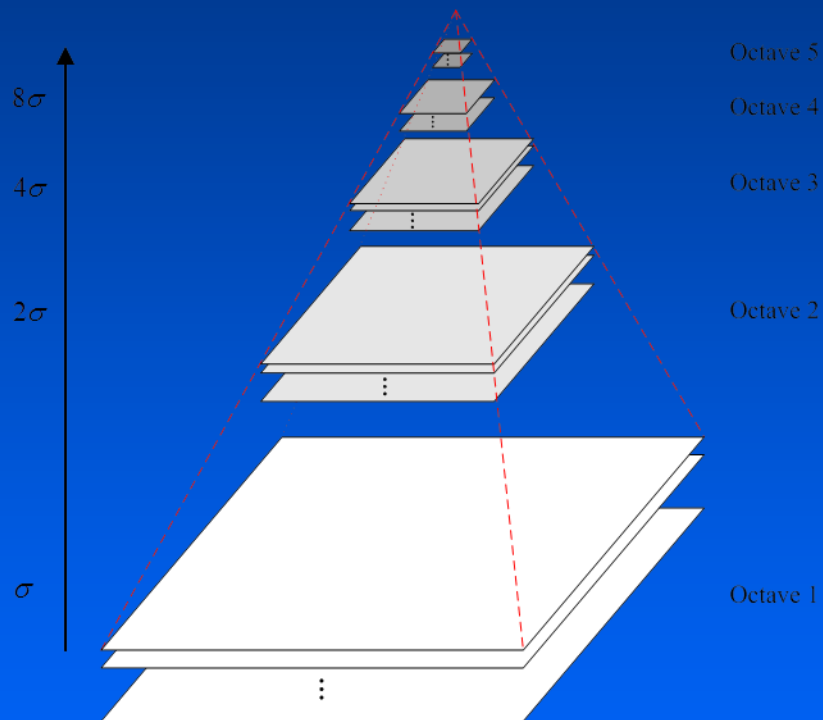
Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



模式识别国家重点实验室

中国科学院自动化研究所

高斯金字塔



National Laboratory of Pattern Recognition

Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences

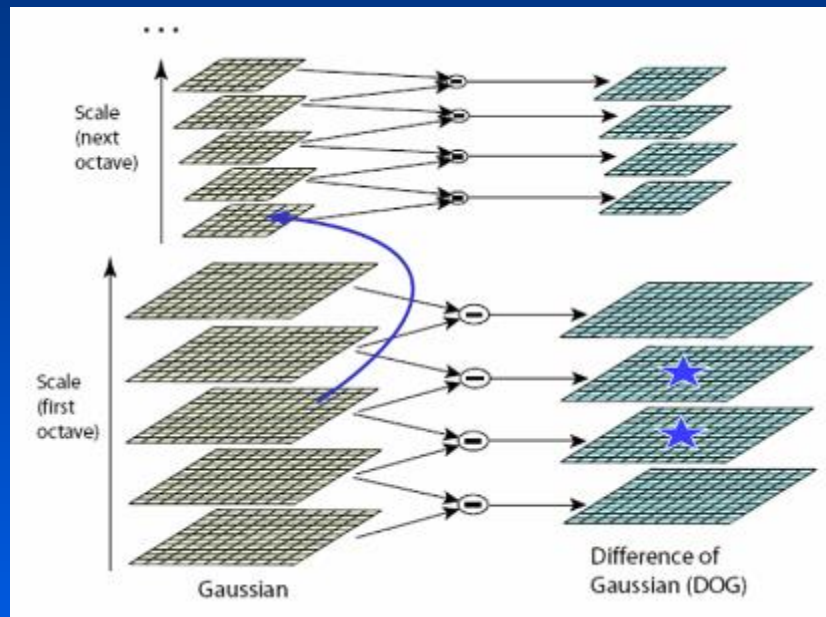


模式识别国家重点实验室

中国科学院自动化研究所

DoG尺度空间极值点检测

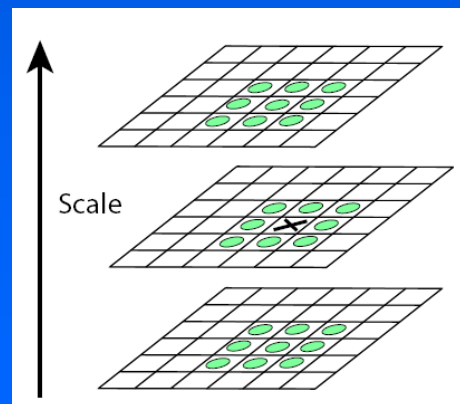
建立的三维尺度空间形式

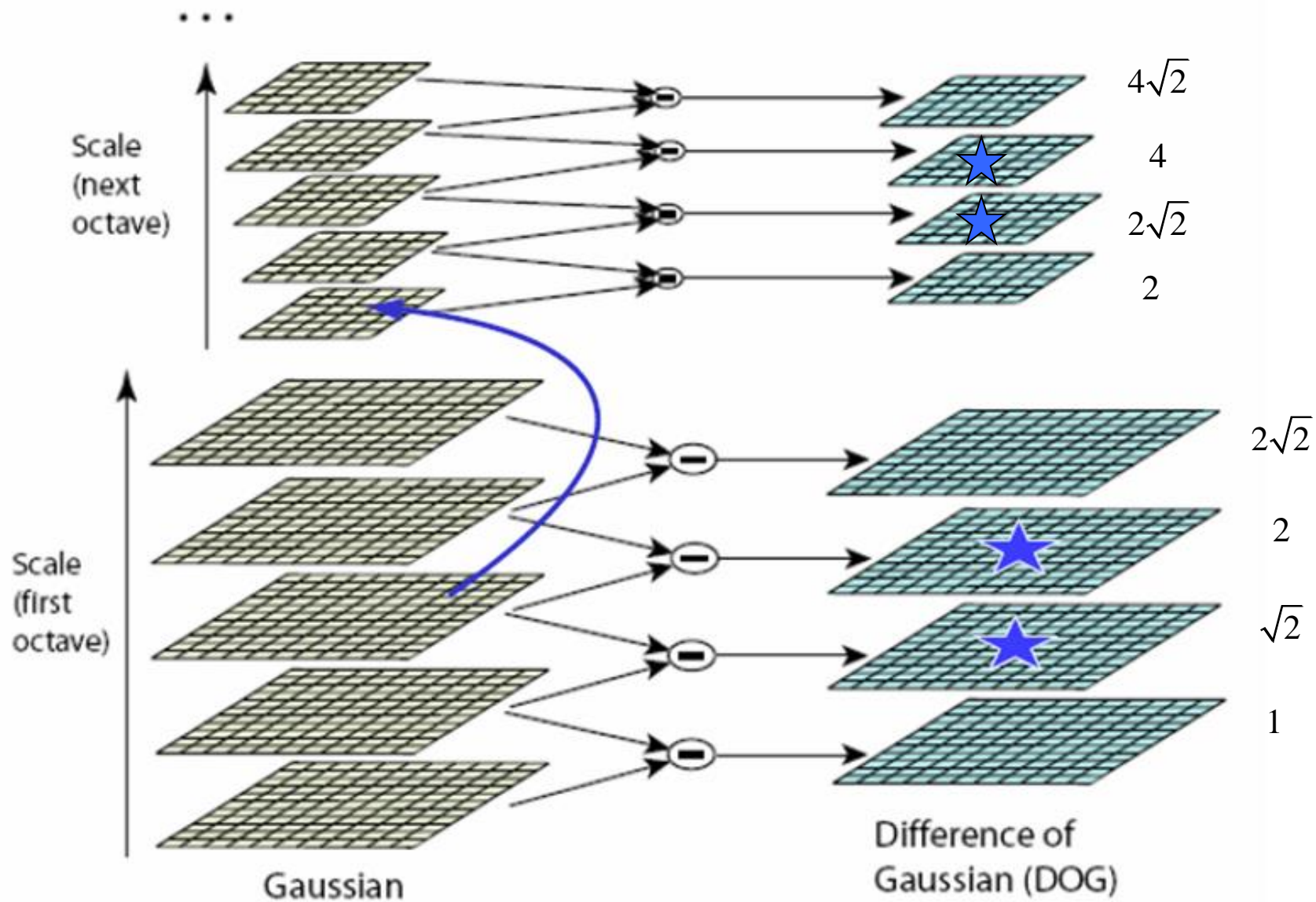


极值点检测：

在三维尺度空间 $D(x, y, \sigma)$

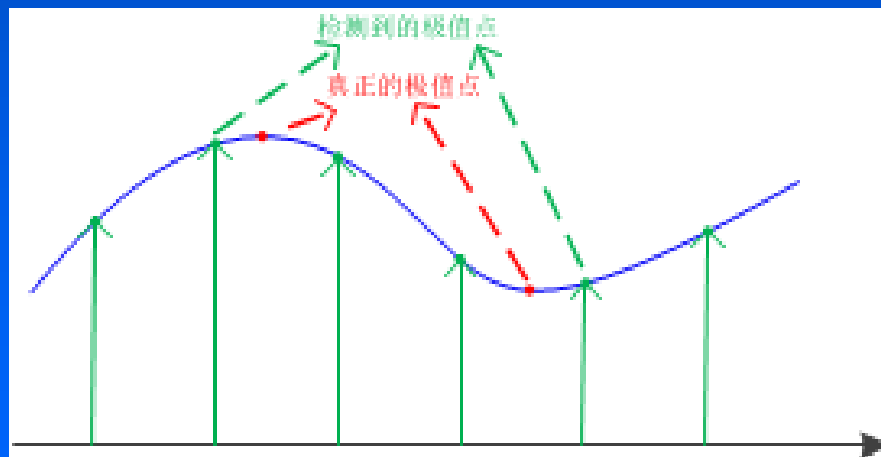
中，搜索每个点的26邻域，
若该点为局部极值点，则保存为候选关键点。





关键点的精确定位

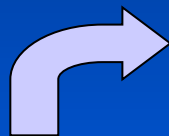
- 动机：在离散采样中搜索到的极值点不一定是真实空间的极值点。
- 基本原理：对尺度空间DoG函数进行曲线拟合，计算其极值点，从而实现关键点的精确定位。



关键点的精确定位

■ 三元二次函数拟合 $D(\mathbf{x}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \mathbf{x}$

计算精细偏移量

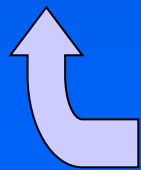


$$\hat{\mathbf{x}} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial \mathbf{x}^2} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}}$$



改变关键点的
初始位置 \mathbf{x} ,
重复计算精细
偏移量

若 $\hat{\mathbf{x}} = (\hat{x}, \hat{y}, \hat{\sigma})^T$
中的三个变量任意
一个偏移量大于0.5
(精确极值点更接
近于另一个邻点)



去除不稳定的关键点

❖ 去除对比度低的点 $D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x}$

设定阈值 $|D(\hat{x})| < 0.03$

❖ 去除边缘上的点

利用Hessian矩阵 H 判断关键点是否位于边缘

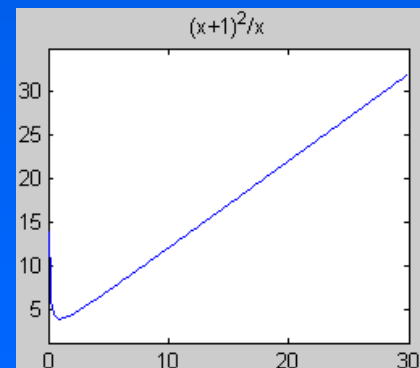
$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$$

H 的两个特征值对应两个方向上的主曲率大小。
在边缘位置，两个特征值的比值大于阈值

设两个特征值之间的比值为 r : $\lambda_1 = r\lambda_2$

$$\frac{\text{Tr}^2(H)}{\text{Det}(H)} = \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)^2}{\lambda_1 \lambda_2} = \frac{(r\lambda_2 + \lambda_2)^2}{r\lambda_2 \lambda_2} = \frac{(r+1)^2}{r} > \frac{(10+1)^2}{10}$$

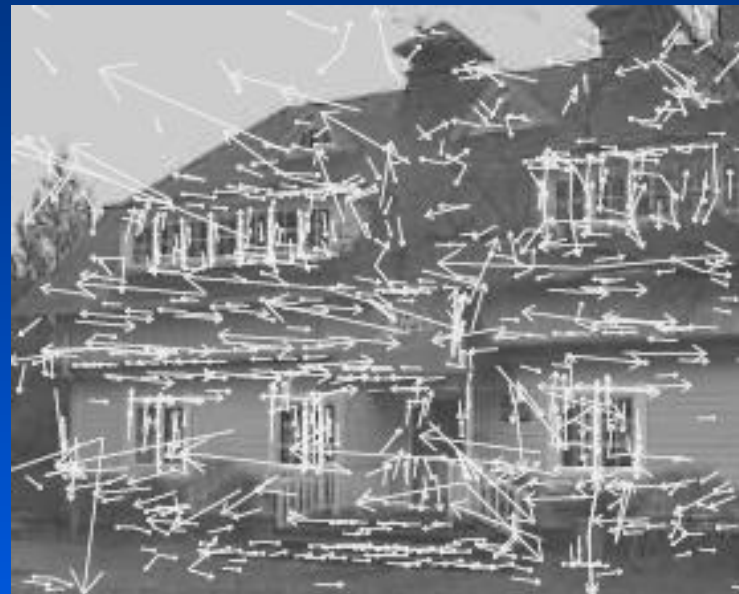
通过计算 H 的迹和行列式避免直接求特征值，减少了计算量。



例子



原始图像
大小233*189像素



多尺度DoG空间中的极值点
832个

例子



对比度阈值处理
832 \rightarrow 729



去除边缘上的点
729 \rightarrow 536

National Laboratory of Pattern Recognition

Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences

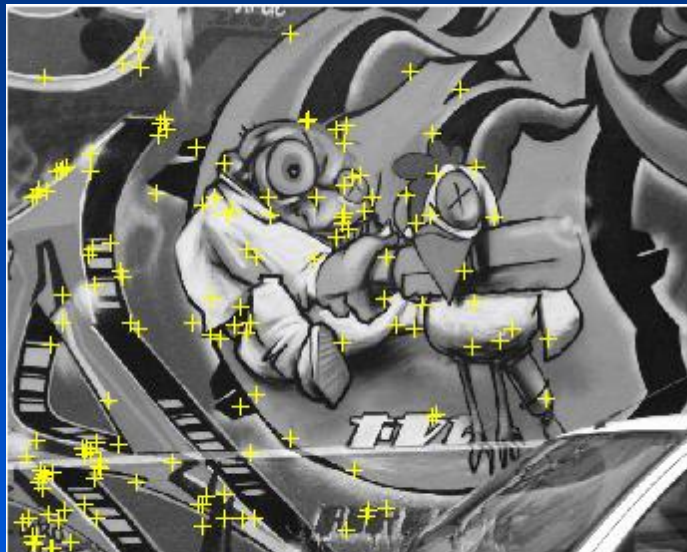


模式识别国家重点实验室

中国科学院自动化研究所

SIFT点—视角和旋转变化

视角变化

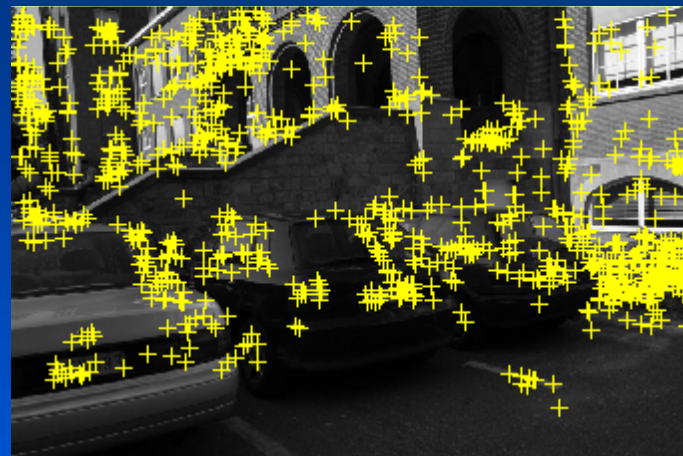


旋转+
尺度变化



SIFT点—光照和尺度变化

光照变化



尺度变化

