

# 图像特征匹配

特征点匹配 (matching)  
点集的匹配(registration)

*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

# 图像特征提取

- 特征点的提取
  - Harris角点检测算子
- 线的提取
  - Canny算子
- 区域的特征提取
  - MSER (Maximally stable extremal region)



# 图像特征提取



特征点



Harris  
corners

*National Laboratory of Pattern Recognition*

Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



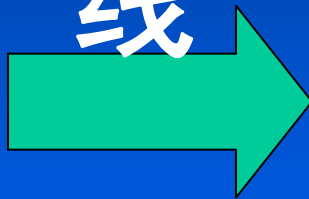
**模式识别国家重点实验室**

中国科学院自动化研究所

# 图像特征提取



线



*National Laboratory of Pattern Recognition*

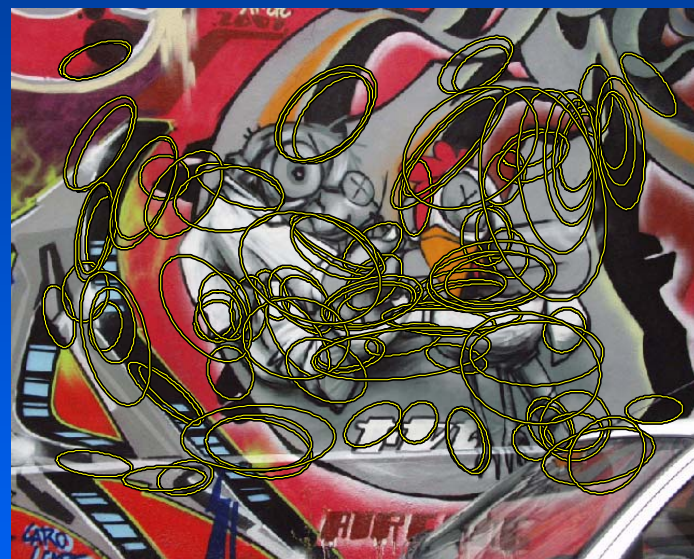
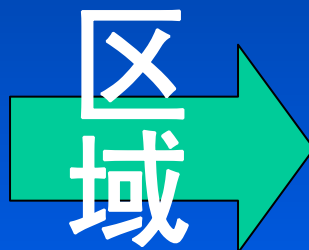
Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



**模式识别国家重点实验室**

中国科学院自动化研究所

# 图像特征提取



*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



# 特征点匹配

*National Laboratory of Pattern Recognition*

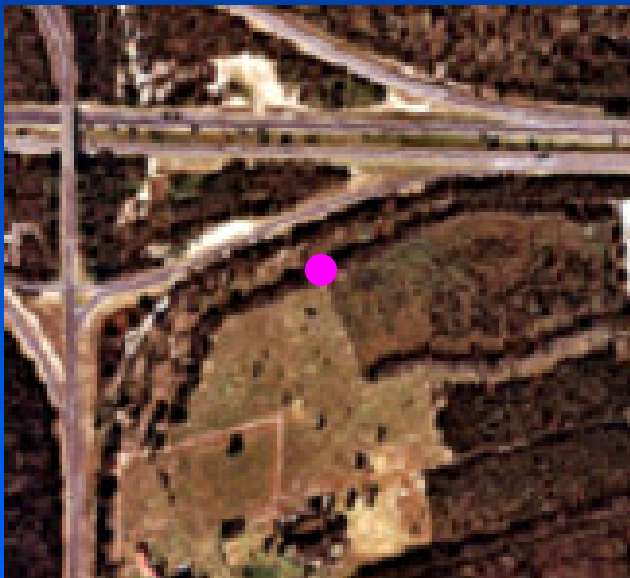
Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



**模式识别国家重点实验室**

中国科学院自动化研究所

# 点匹配示例



*National Laboratory of Pattern Recognition*

Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



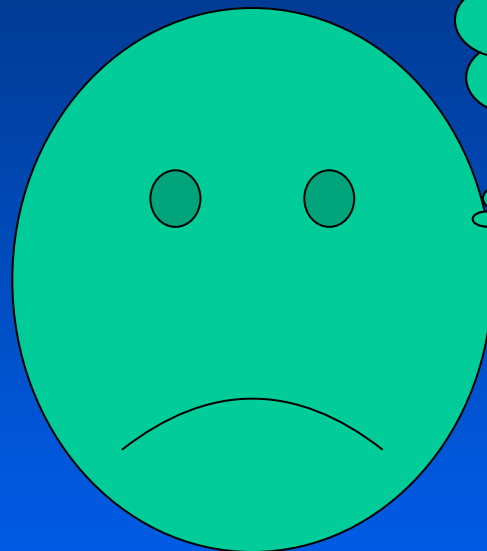
**模式识别国家重点实验室**

中国科学院自动化研究所

数字图像



特征提取



匹配!

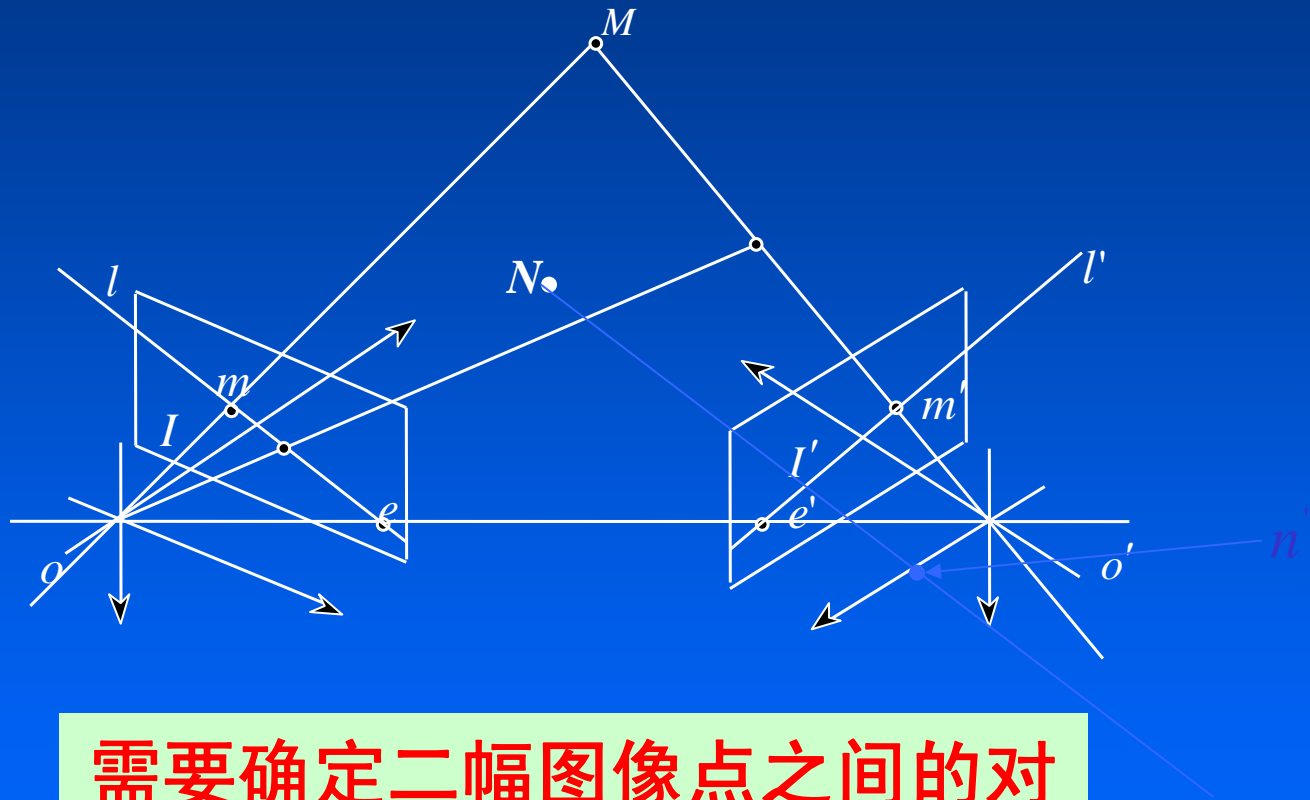
**匹配：确定不同图像中对应空间同一物体的投影的过程**

**匹配是基于多幅图像视觉问题的的基本步骤**





# 立体视觉原理



需要确定二幅图像点之间的对应关系

# 特征匹配



```
graph TD; A[特征匹配] --> B[点匹配]; A --> C[直线匹配]; A --> D[曲线匹配]; A --> E[区域匹配];
```

点匹配

直线匹配

曲线匹配

区域匹配

*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

# 点匹配的基本原则

利用图像点周围的信息来描述点，如灰度信息，颜色信息，梯度信息等，然后进行相似性度量



# 特征点匹配

- 基于灰度分布的匹配
  - Cross-correlation
- 基于梯度分布的匹配
  - SIFT (Scale Invariant Feature Transform)
  - Daisy descriptor
- 其他匹配方法
  - Eigenvector (点集匹配)
  - ICP (点集匹配)
  - RANSAC (鲁棒匹配)



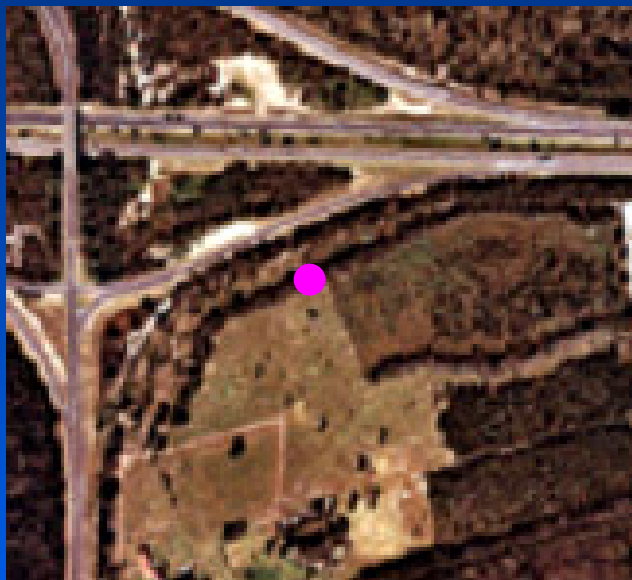
# Cross-correlation基本原理

特征点匹  
配

利用**相关函数**，评价两幅图像特征点邻域的灰度**相似性**以确定**对应点**。



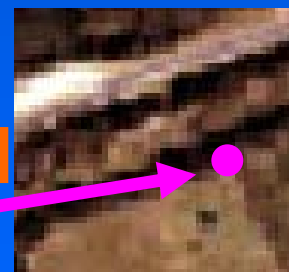
# 示意图



目标点



相关函数



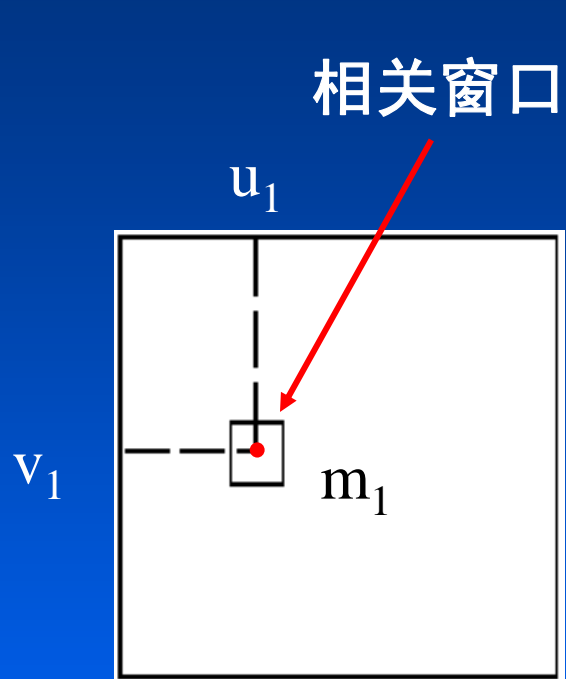
搜索区

对应点

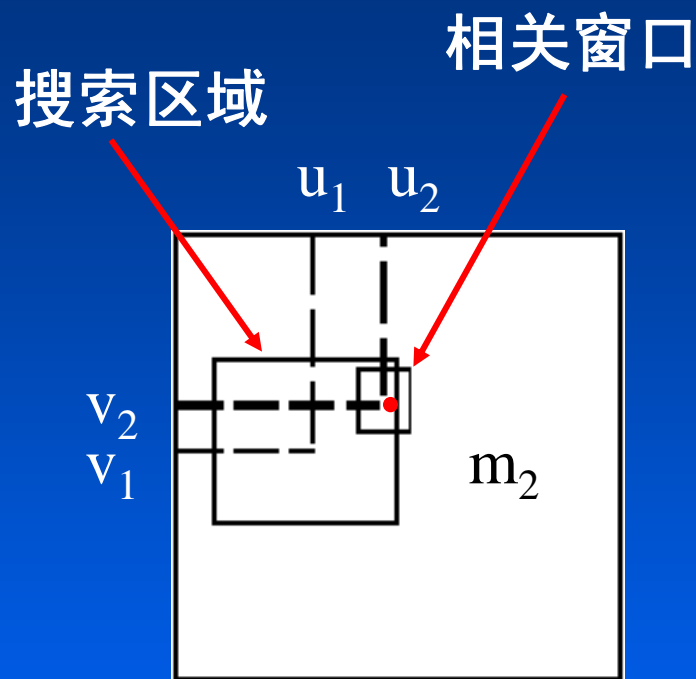
相似程度



# 相关窗口和搜索区域



图像1



图像2

# 相关函数

$$Score(m_1, m_2) = \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m [I_1(u_1+i, v_1+j) - \bar{I}_1(u_1, v_1)] \times [I_2(u_2+i, v_2+j) - \bar{I}_2(u_2, v_2)]}{(2n+1)(2m+1) \sqrt{\sigma^2(I_1) \times \sigma^2(I_2)}}$$

$$\bar{I}_k(u, v) = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m I_k(u+i, v+j) / ((2n+1)(2m+1)) \quad \text{均值}$$

$$\sigma(I_k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m [I_k(u+i, v+j) - \bar{I}_k(u, v)]^2}{(2n+1)(2m+1)}} \quad \text{标准差}$$



# 搜索过程

利用计算机对数字影像进行数值计算完成匹配

0	0	0
0	1	0
0	0	0

相关窗口

0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	3
0	0	0	0	0	0	0
0	0	6	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0
0	0	5	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

1.0

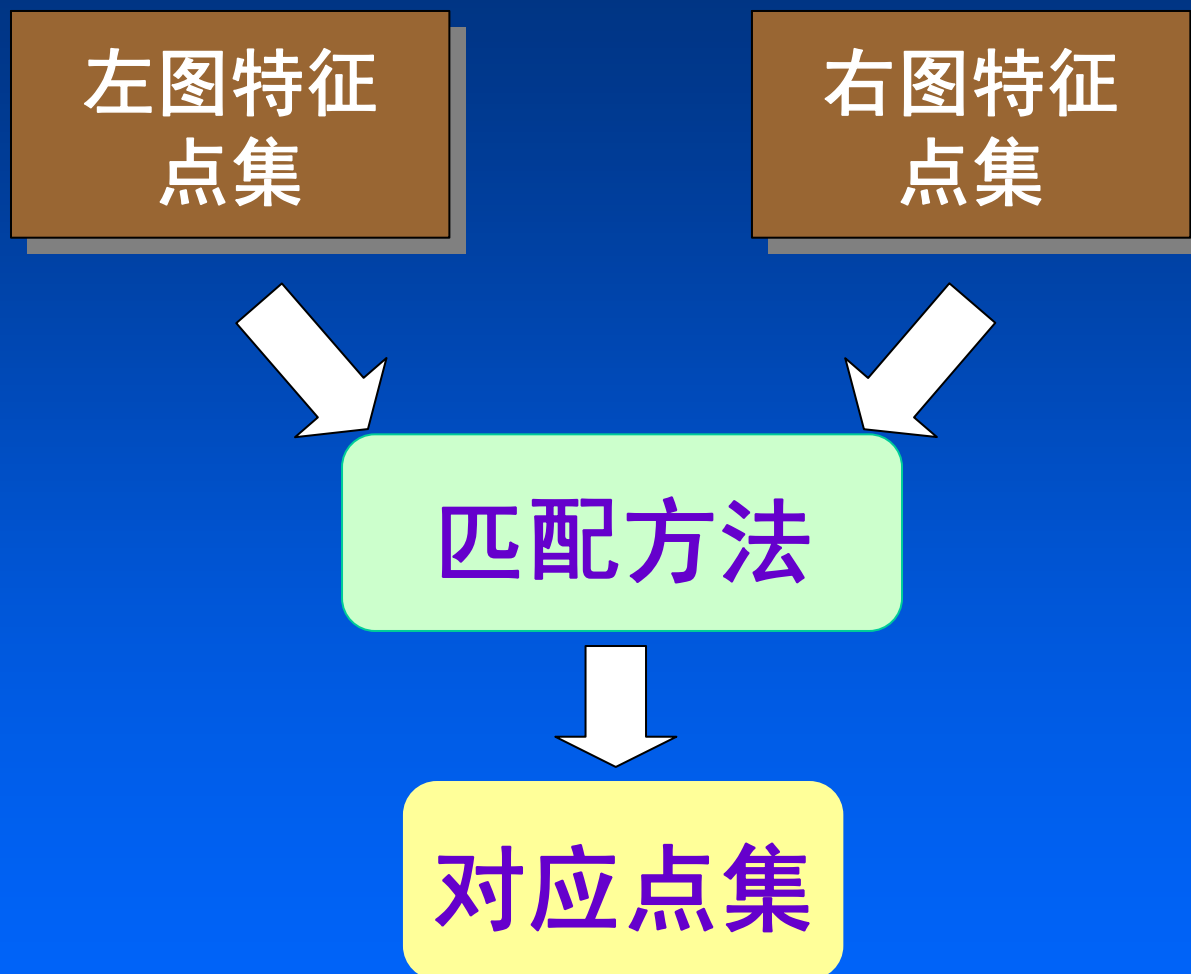
相似度

搜索区

# 匹配

- 左图每个特征点对应右图的一个候选匹配集
- 右图每个特征点对应左图的一个候选匹配集





# Cross-correlation特性

- 基于图像灰度
- 如何确定窗口大小和形状是最大的问题
- 没有旋转不变性
- 对光照变化敏感
- 计算代价大





# 参考文献

- Z. Zhang, R. Deriche, O. Faugeras and Q. T. Luong, A robust technique for matching two un-calibrated images through the recovery of unknown epipolar geometry, artificial intelligence, 78:87-119, 1995.

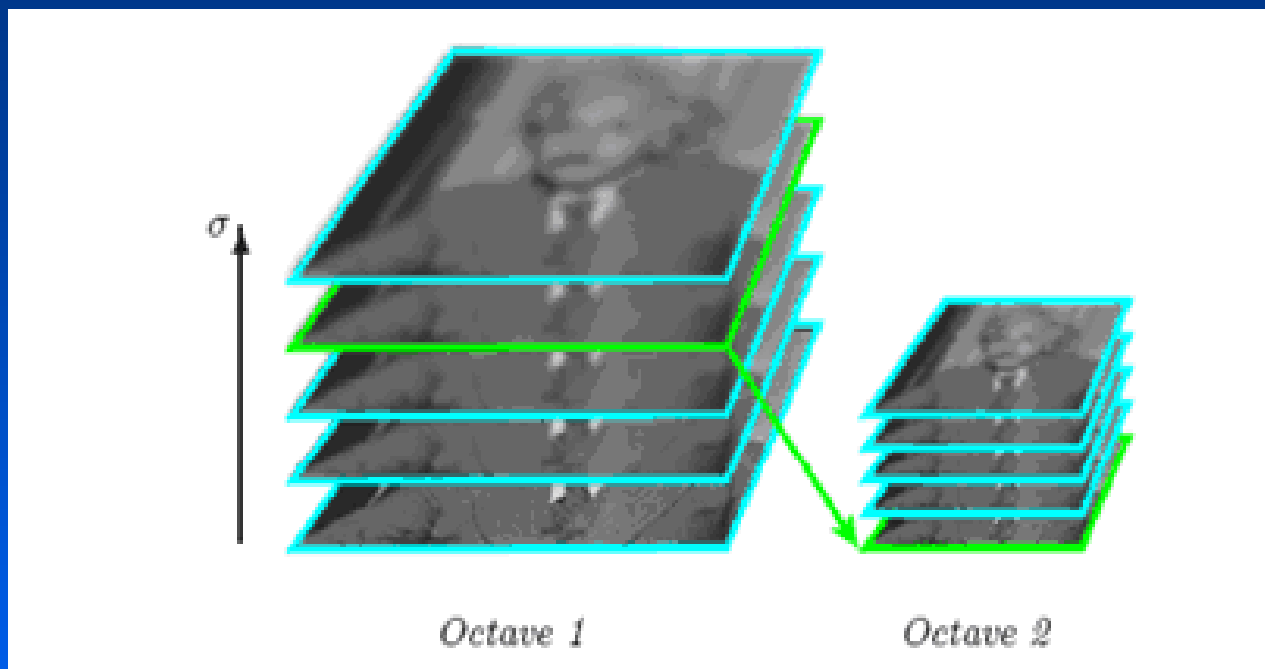


# SIFT特征匹配算法

- SIFT特征的提取 (DoG特征检测算子)
- SIFT描述子的构造
- 匹配方法

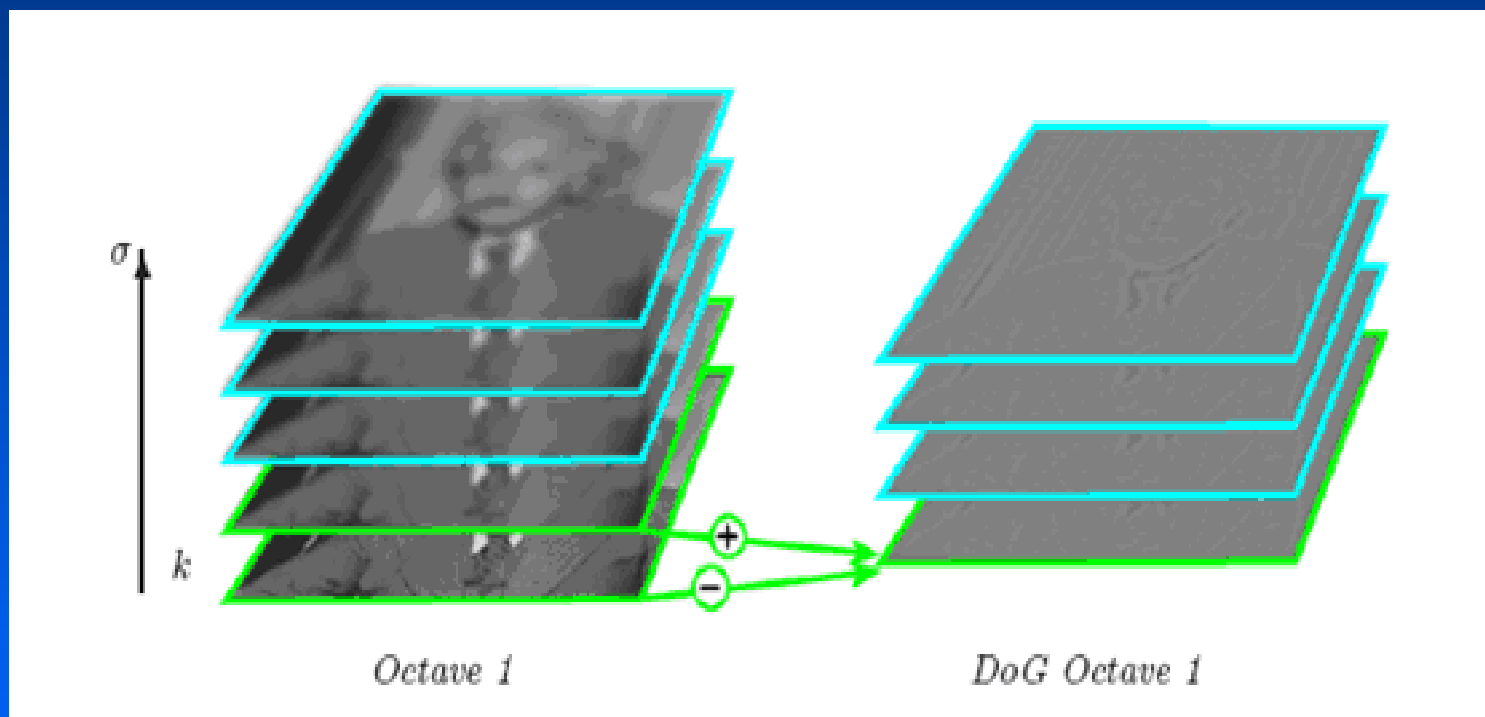


# SIFT特征提取



两个Octave的图像高斯尺度金字塔

# SIFT特征提取



## 建立高斯差分金字塔

*National Laboratory of Pattern Recognition*

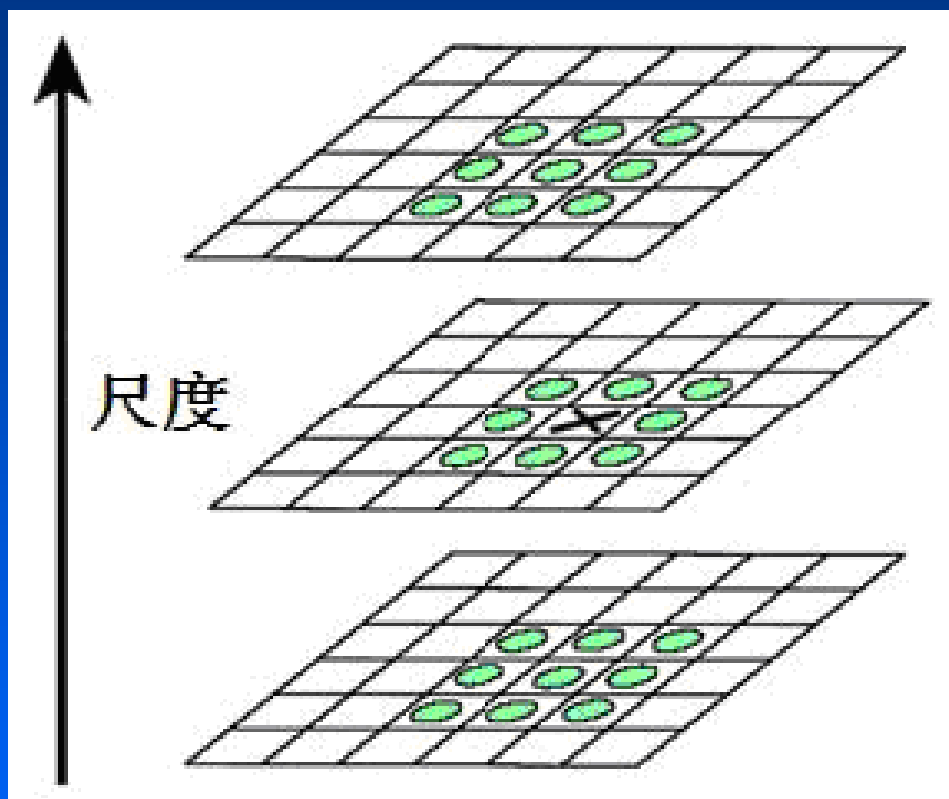
Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



**模式识别国家重点实验室**

中国科学院自动化研究所

# SIFT特征提取



## DoG尺度空间局部极值检测

*National Laboratory of Pattern Recognition*

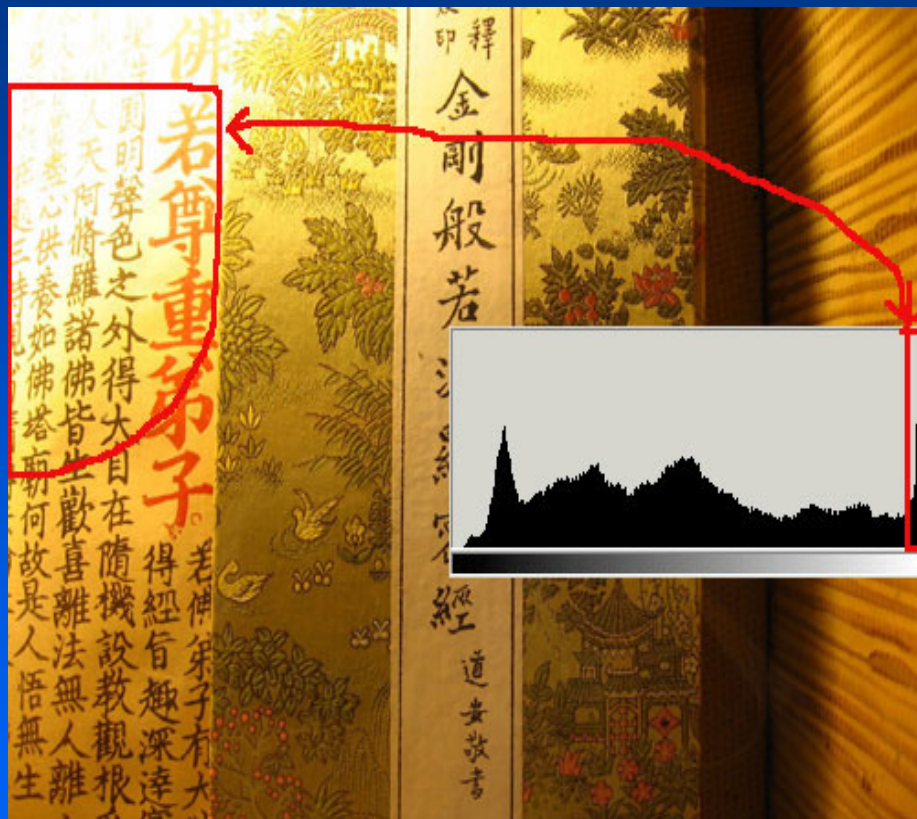
Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences



**模式识别国家重点实验室**

中国科学院自动化研究所

# 直方图(Histogram)



直方图表示的是图像中每个像素点的统计分布。原始定义表示频数。

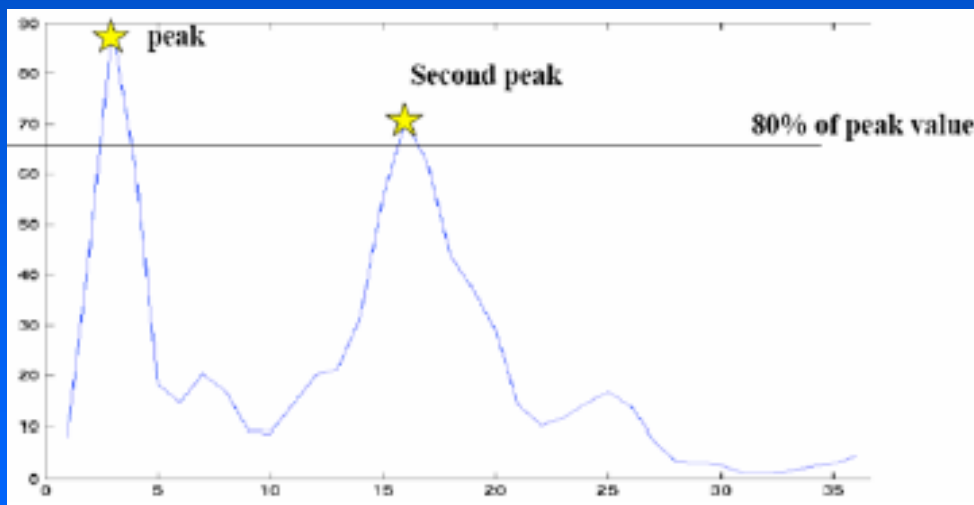
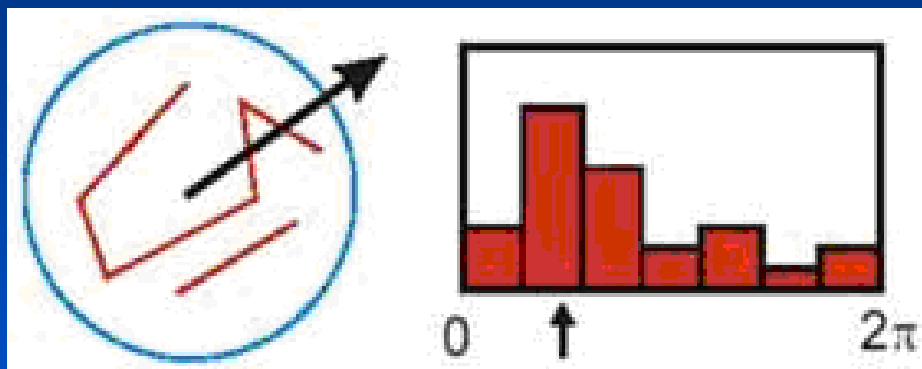
原始定义

推广

一般意义



# 主方向的运算



分圆周为角度区间

统计梯度幅值和

抛物线插值

精确定位主方向

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

# 特征点主方向

$$\Omega_r = \{X_j : \|X_j - X\| \leq r\}$$

以特征点X为中心的圆形邻域

$$\theta_{main}(X) = \arg \max_{\theta \in [0, 2\pi)} \left\{ \sum \| \nabla f(X_i) \| : X_i \in \Omega_r, \text{Arg}(\nabla f(X_i)) = \theta \right\}$$

$$\nabla f(X)$$

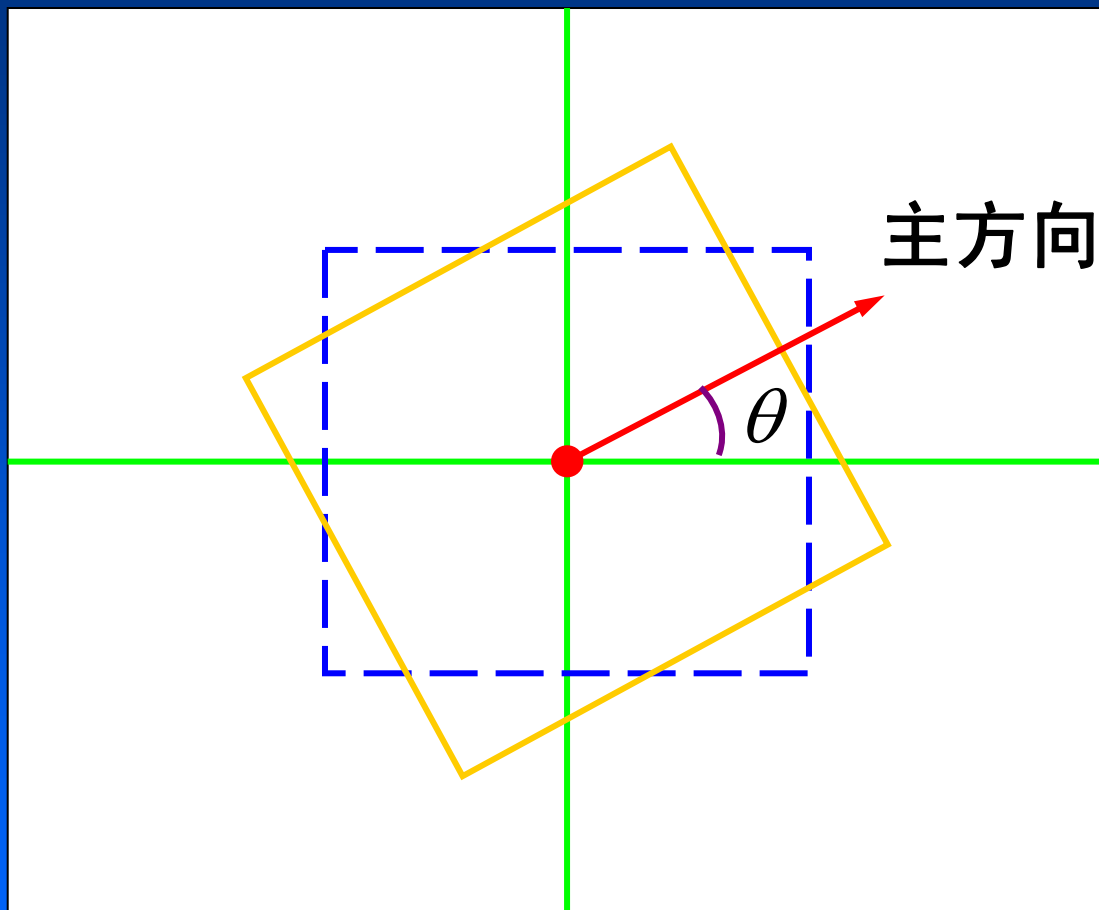
梯度

$$\text{Arg}(\nabla f(X))$$

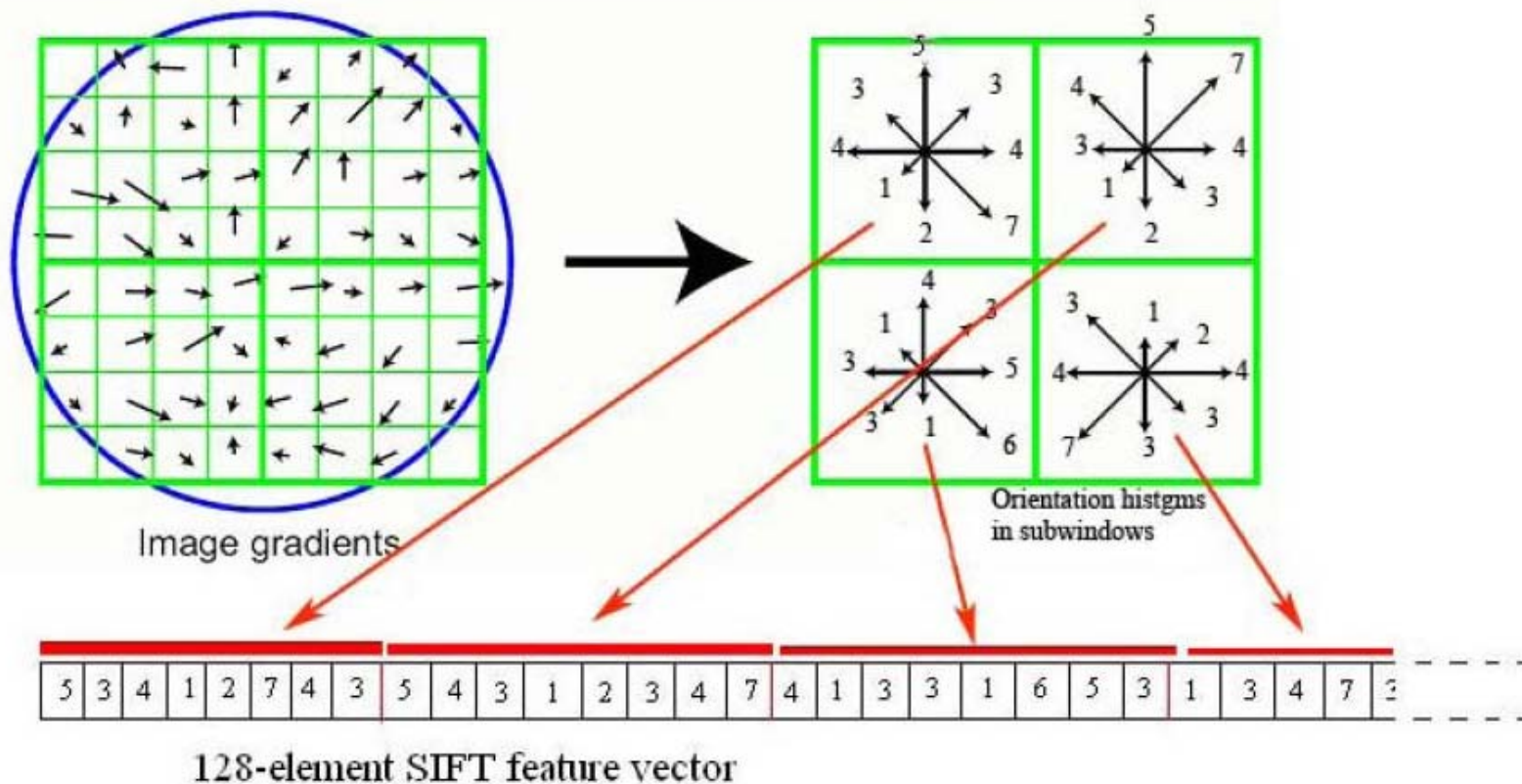
梯度幅角



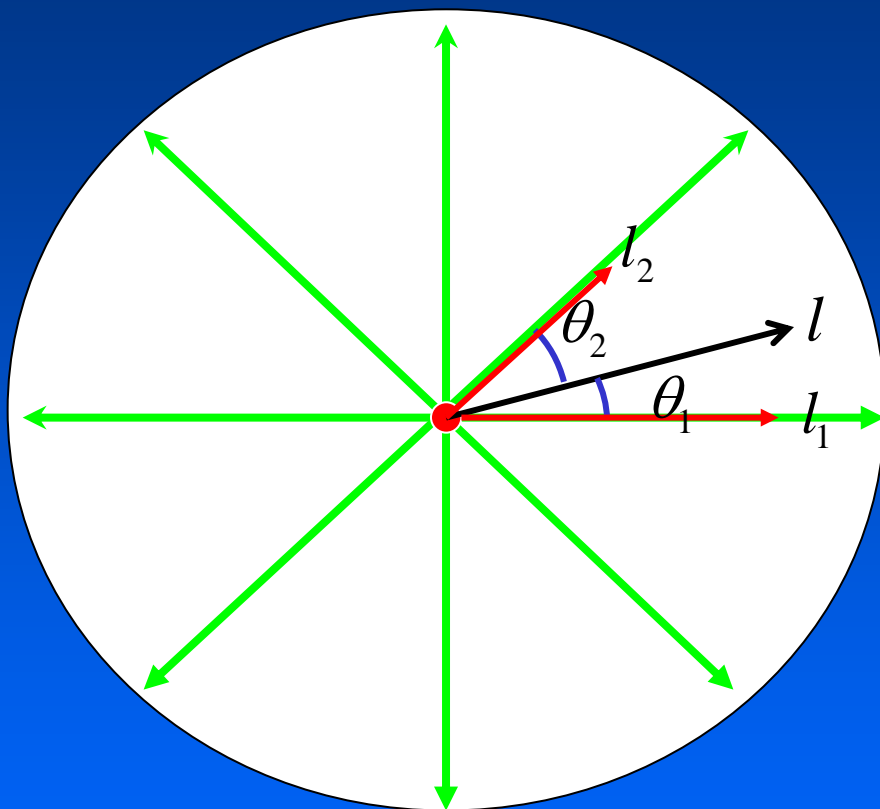
# 主方向校正



# SIFT描述子的构造



# 梯度幅值的插值运算



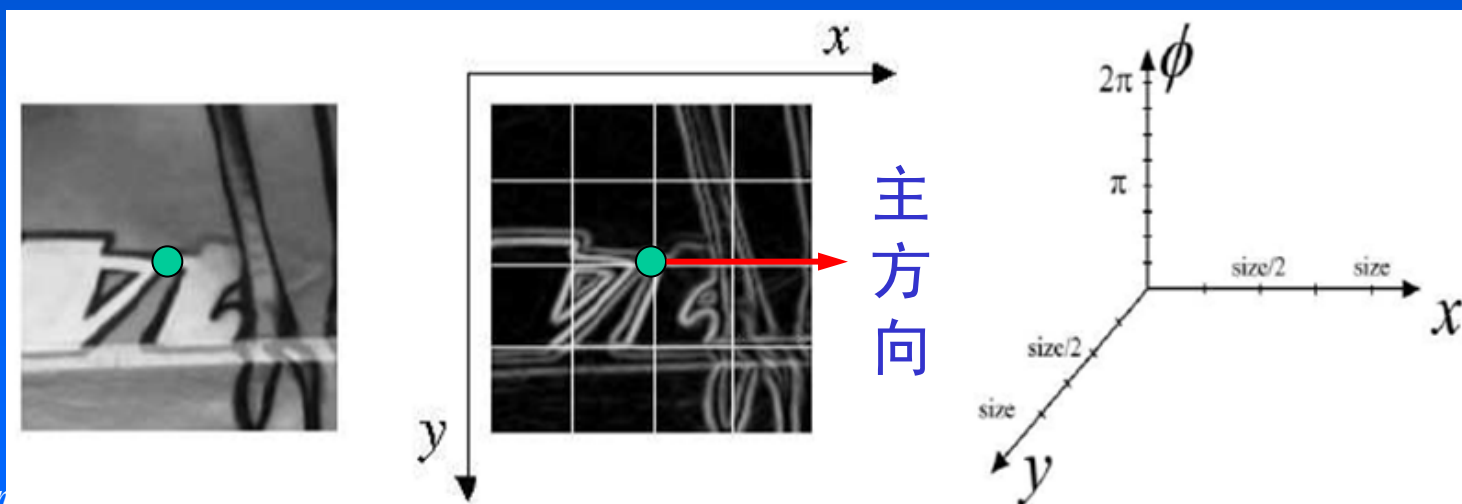
$$l_1 = \frac{\theta_2}{\theta_1 + \theta_2} l$$

$$l_2 = \frac{\theta_1}{\theta_1 + \theta_2} l$$



# SIFT描述子的构造

- 三维直方图的计算
  - 将关键点邻域划分为 $4 \times 4$ 个子区域
  - 梯度方向划分为8个方向
  - 直方图的价值为梯度幅值的累加
  - 得到一个 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维向量





# SIFT描述子的特点

- SIFT描述子的特点
  - 直方图统计：提高了对图像局部形变的适应能力
  - 子区域划分：弥补了丢失的位置信息，增强辨别力
  - $16 \times 16$ 的邻域和 $4 \times 4$ 的子区域都进行了类似于高斯函数的加权处理，强化中心区域，淡化边缘区域的影响



# 描述子的不变性

- 尺度不变
  - 根据关键点的尺度选取高斯图像和邻域大小
- 旋转不变
  - 将邻域内每点的位置和梯度方向根据关键点的主方向进行旋转
- 适应复杂几何变形
  - 采用分块直方图统计、高斯加权等细节处理
- 适应复杂光照变化
  - 线性光照：归一化128维向量
  - 非线性光照：将128维中所有大于0.2的元素赋值为0.2



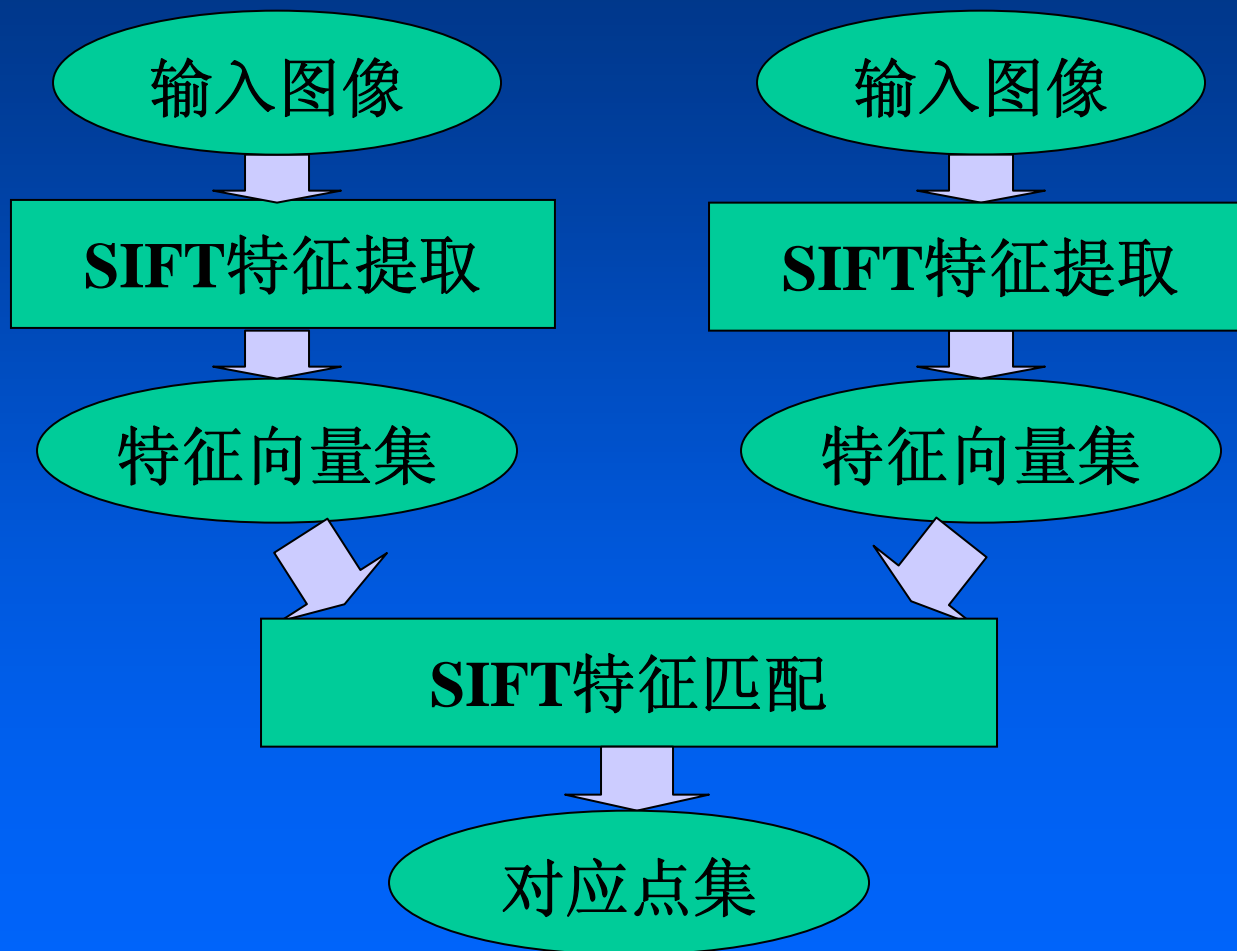
# SIFT特征匹配

- 匹配准则
  - NNDR (Nearest Neighbor Distance Ratio)
- 搜索策略
  - BBF算法(Best Bin First )  
(Beis&Lowe, 1997)

$$NNDR = \frac{d(m, m_1)}{d(m, m_2)}$$



# SIFT特征匹配



# 实验结果—视角和旋转变换

视角变化



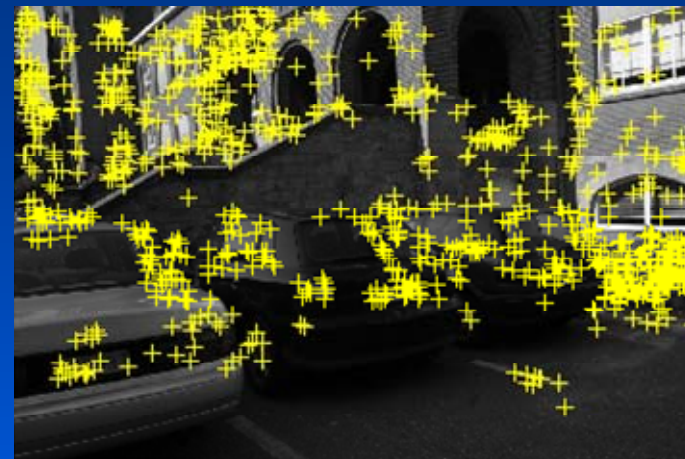
旋转+  
尺度变化





# 实验结果—光照和尺度变化

光照变化



尺度变化

