

图像处理与分析

— 图像特征匹配

授课教师：孙剑

jiansun@mail.xjtu.edu.cn

<http://jiansun.gr.xjtu.edu.cn>

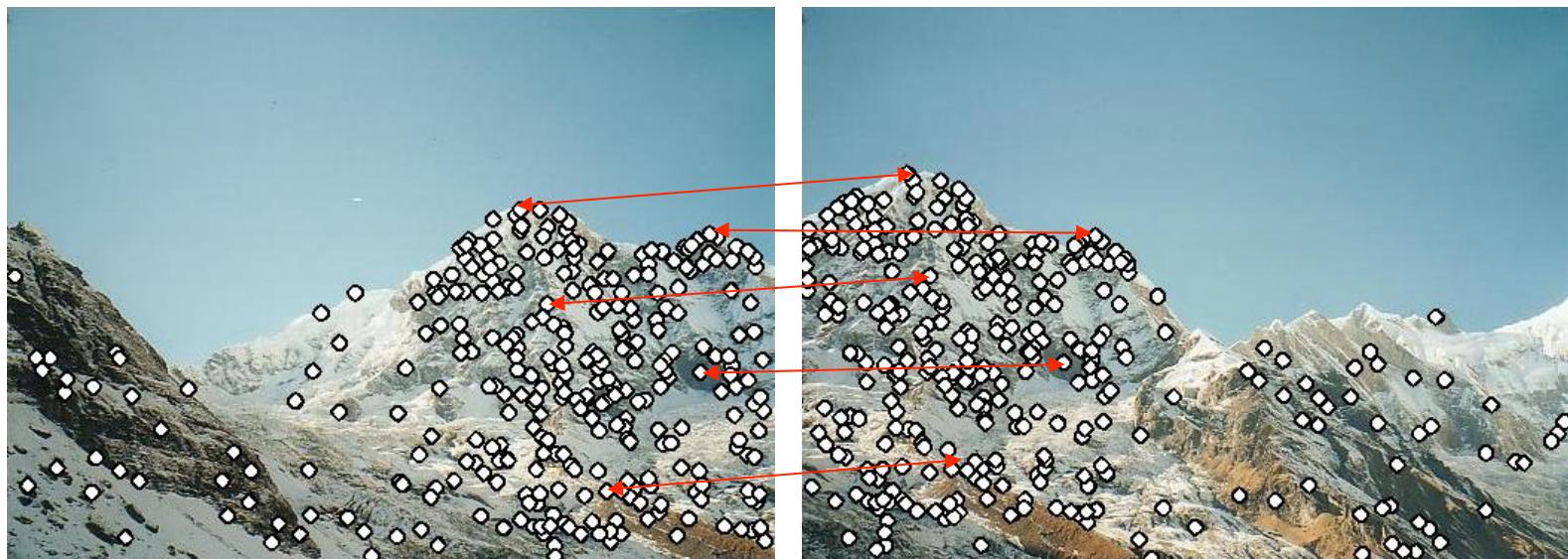
西安交通大学 数学与统计学院

目录

- 为什么要进行特征提取？
- Harris角点检测
- 特征检测器（Feature detector）
- 特征描述子 (Feature descriptor)

图像特征提取

- 图像特征提取：提取图像中的关键特征点（例如边、角点等），并对这些特征点进行描述。图像特征被用于图像的匹配、识别和检索等。



应用实例: 建立全景图

- 生成图像全景图: 从不同角度拍摄大的场景中的多幅图像, 将多幅图像拼成一幅全景图像。



全景图像例子: 由多幅图像拼合而成, 一般的相机均有此功能

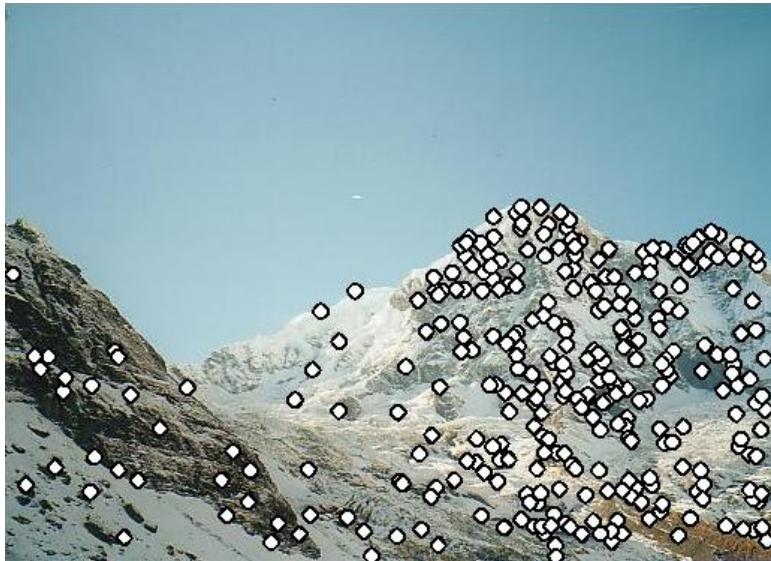
应用实例: 建立全景图

- 需要匹配多幅图像: 多幅图像匹配可以通过两两图像匹配实现



应用实例: 建立全景图

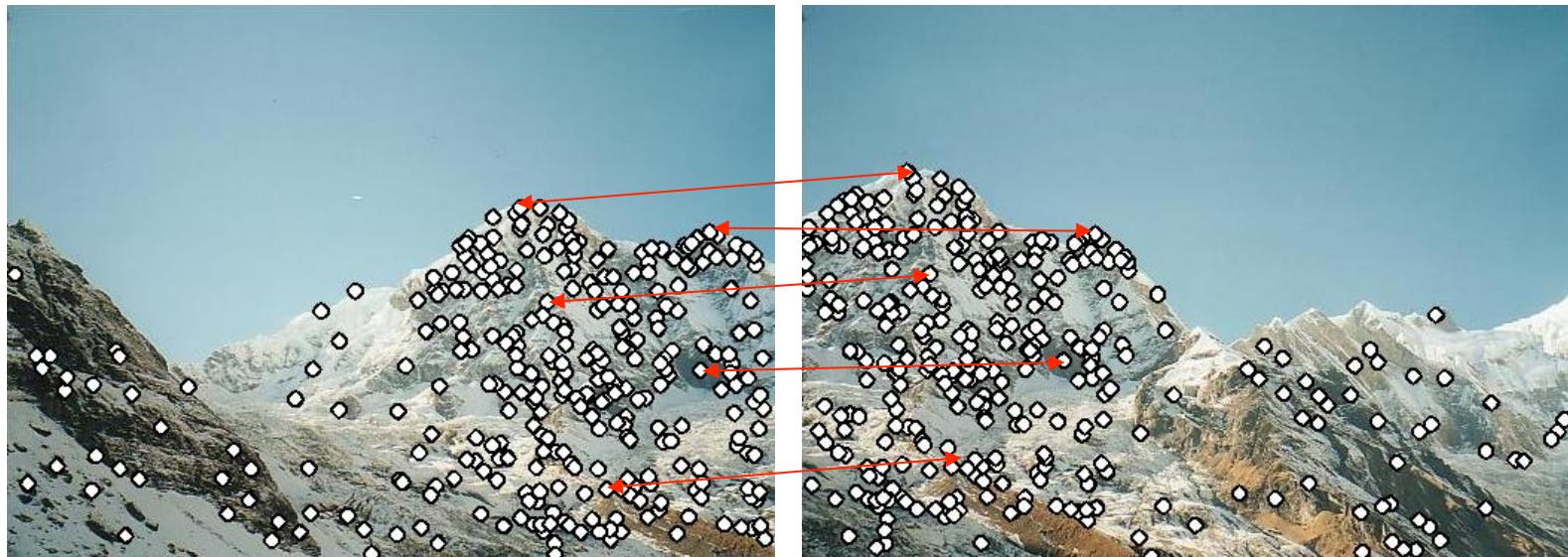
- 图像匹配步骤1: 从两幅图像中检测特征点



从两幅图像中检测出的特征点用圆形表示

应用实例: 建立全景图

- 图像匹配步骤2: 匹配两幅图像中的特征点



应用实例: 建立全景图

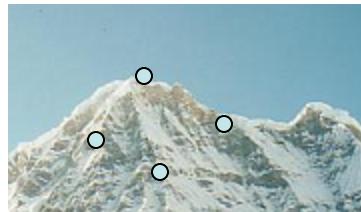
- 图像匹配步骤3: 通过匹配点对计算两幅图像之间的几何变换 (**Homography**)，并将右图按照该几何变换进行变换，融合两幅图像得到拼合而成的全景图。



图像特征提取

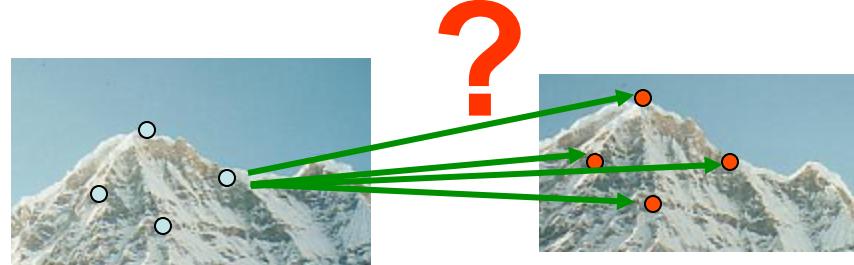
- 关键问题1:

- 在两幅图像中检测到重复出现的特征点



no chance to match!

- 如何正确匹配特征点?



图像特征提取

- 图像特征提取的其他应用：

- 图像的匹配 (homography, fundamental matrix)
- 三维重建
- 物体识别
- 图像数据库的检索
- 机器人的导航
- ...

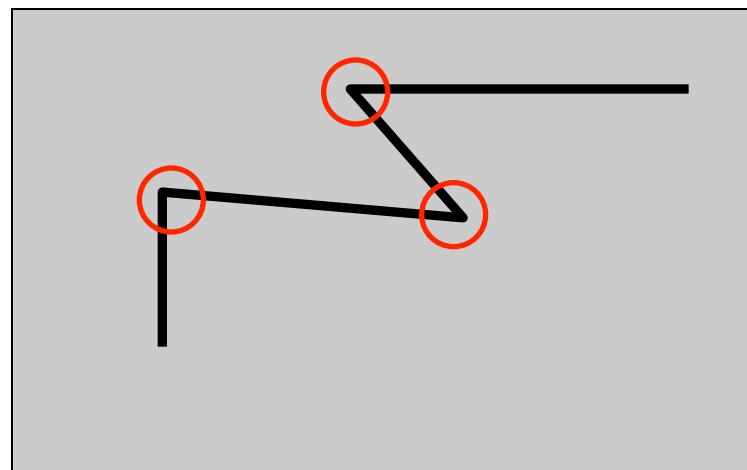
目录

- 为什么要进行特征提取？
- Harris角点检测
- 尺度不变特征检测器（Feature detector）
- 特征描述子 (Feature descriptor)

Harris角点检测子

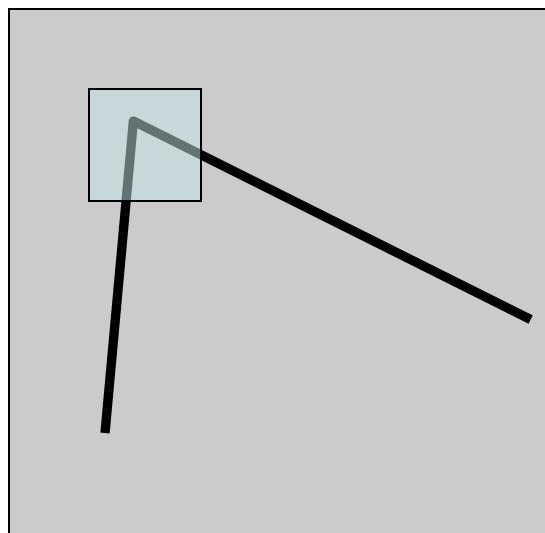
特征点检测的典型算法：

Harris 角点检测子

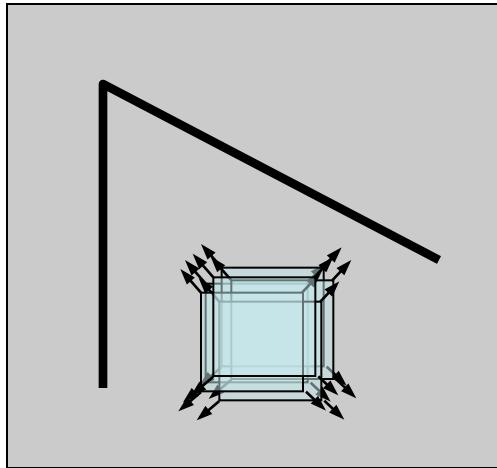


Harris角点检测子

- 基本思想：通过分析局部图像块的性质判断像素点是否为角点。判断标准是：向任何方向移动该窗口都会导致亮度的显著变化。

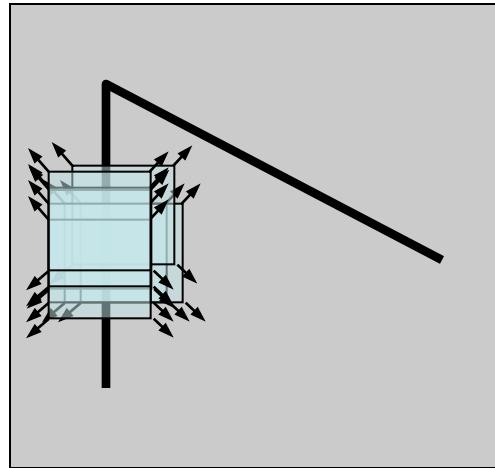


Harris角点检测子



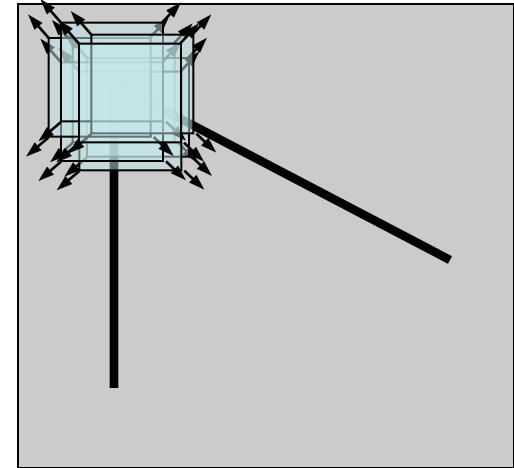
“flat”：

在所有方向平移窗口，亮度均不变



“edge”：

沿着边的方向平移窗口，亮度不变



“corner”：

在所有方向平移窗口，亮度均变化

Harris角点检测子

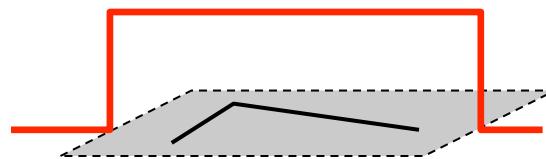
数学模型：

当窗口平移向量 $[u, v]$ 时的亮度变化为：

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

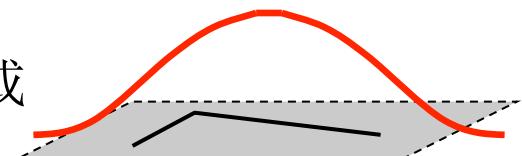
窗口函数 平移后的亮度值 原亮度值

窗口函数 $w(x, y) =$



1 in window, 0 outside

或



Gaussian

Harris角点检测子

当平移向量 $[u, v]$ 很小时，亮度变化量可以由下式逼近
(泰勒展开)

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

M 是一个 $2 * 2$ 矩阵：

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

Harris角点检测子

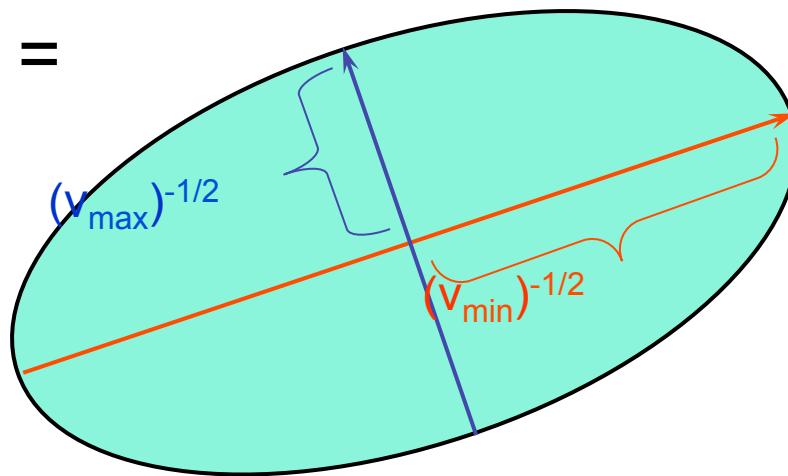
特征值分析

$$E(u, v) \equiv [u, v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad v_1, v_2 - \text{eigenvalues of } M$$

变化最快的方向

等值椭圆: $E(u, v) =$
const

变化最慢的方向

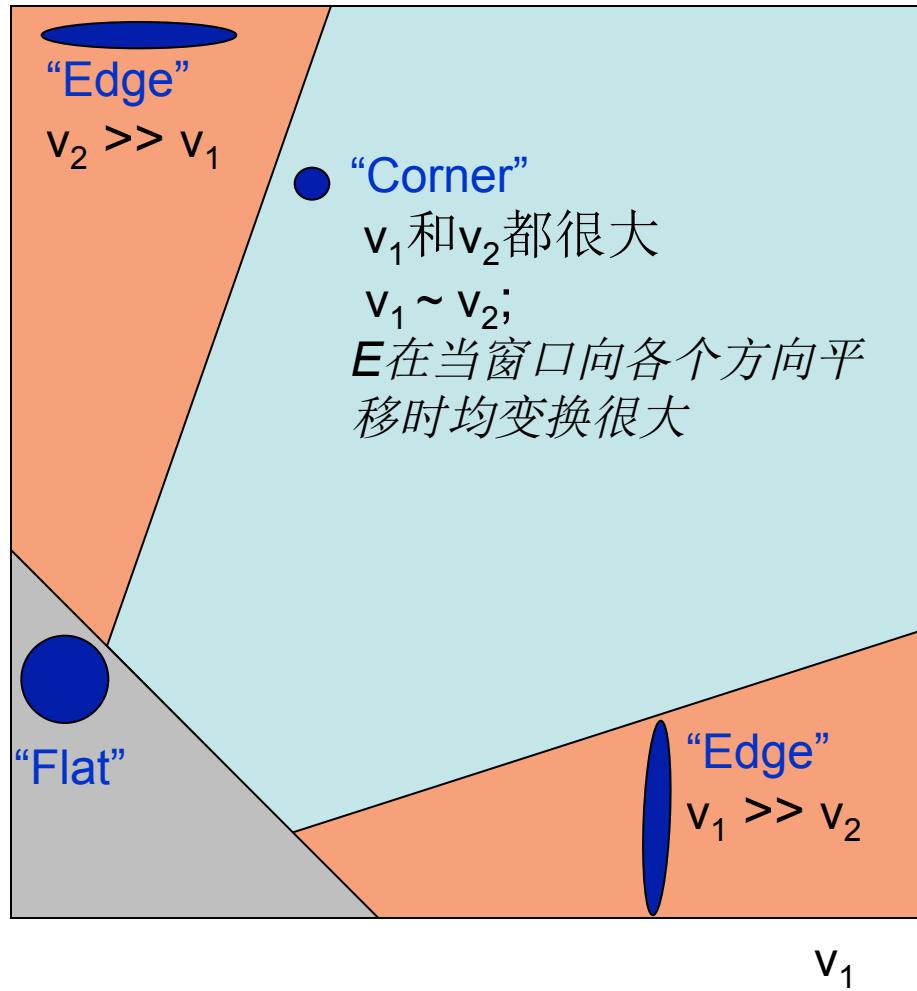


Harris角点检测子

通过分析M的特征值，确定像素点的类型：

v_2

v_1 和 v_2 都很小；
 E 在当窗口向各个方向平移时均接近不变



Harris角点检测子

角点检测响应强度：

$$R = \det M - k (\text{trace } M)^2$$

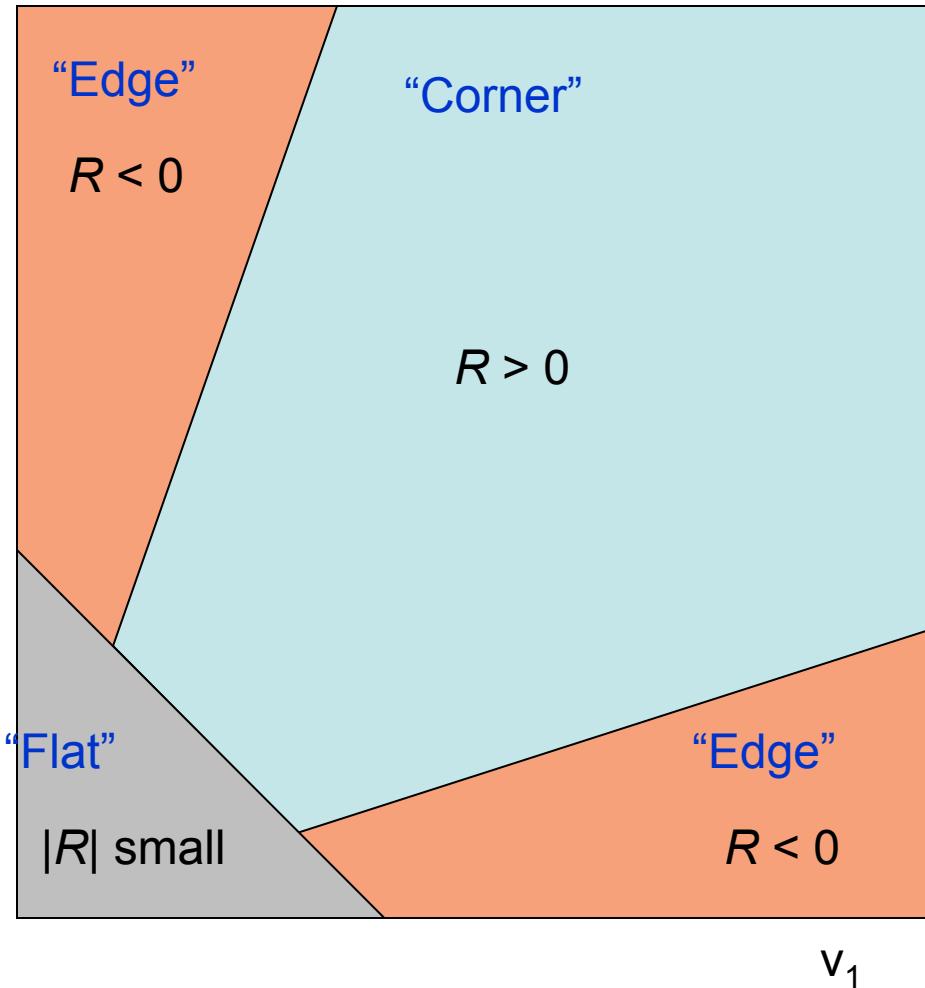
$$\det M = \lambda_1 \lambda_2$$

$$\text{trace } M = \lambda_1 + \lambda_2$$

$$(k = 0.04-0.06)$$

Harris角点检测子

- Corner: $R > 0$
- edge: $R < 0$
- flat: $|R|$ 很小



Harris角点检测子

- 算法:

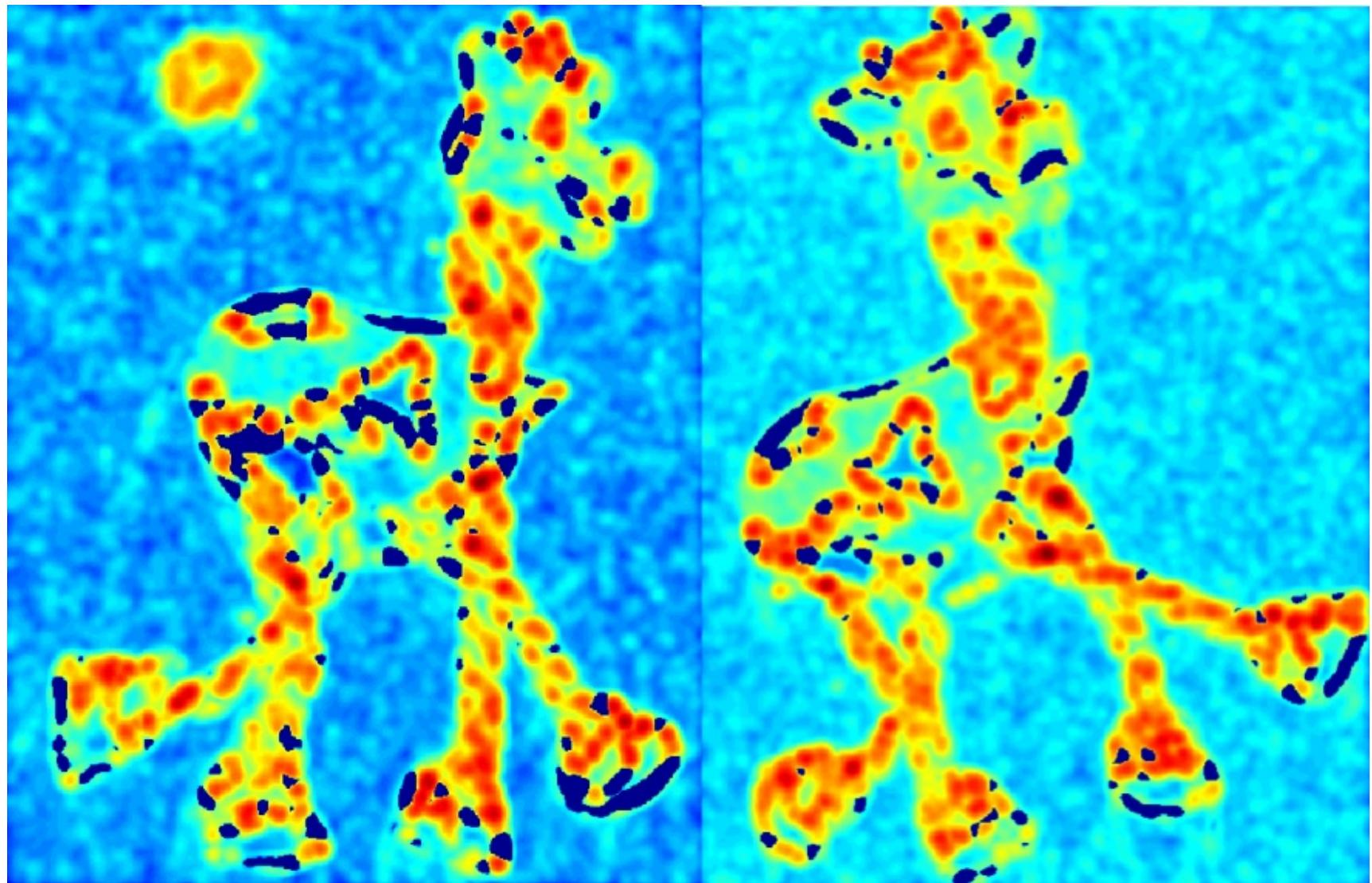
- 寻找 R 值很大的点 ($R > \text{threshold}$)
- 保留为局部极大R的点

Harris角点检测子—例子



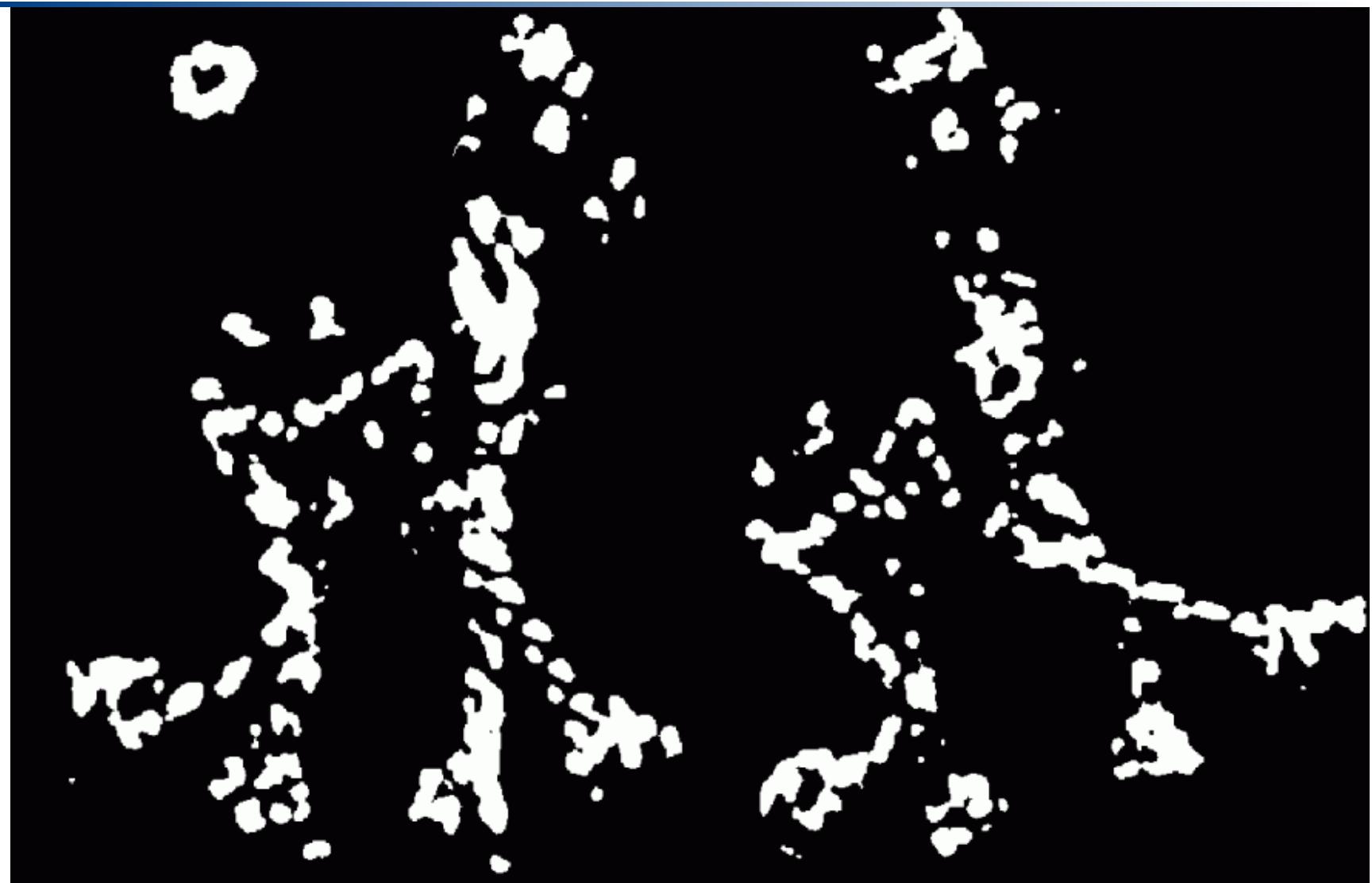
Harris角点检测子—例子

计算角点响应值R



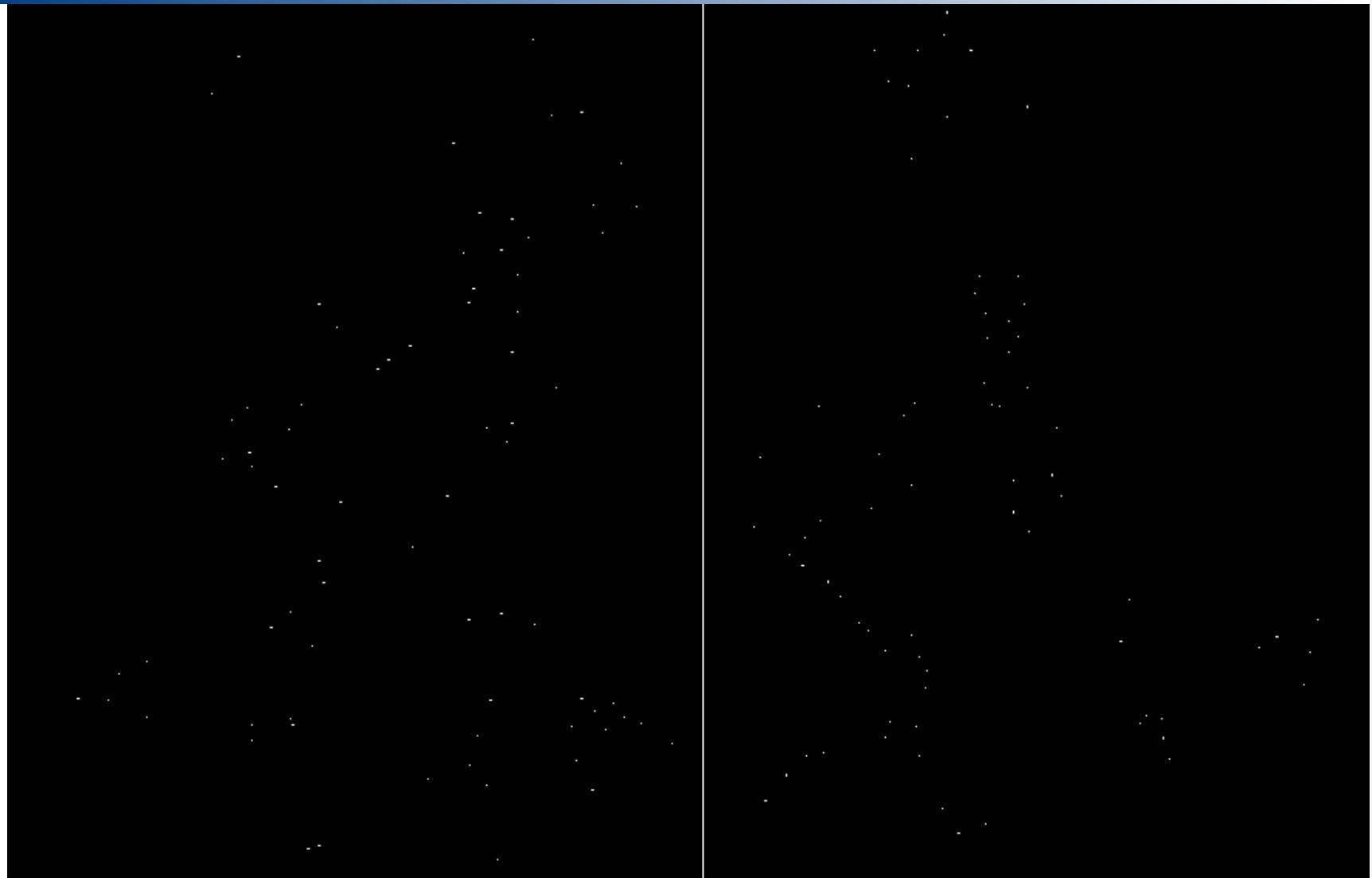
Harris角点检测子—例子

找到具有较大角点响应R的像素点: $R > \text{threshold}$



Harris角点检测子—例子

仅保留具有局部极大 R 值的像素点作为特征点

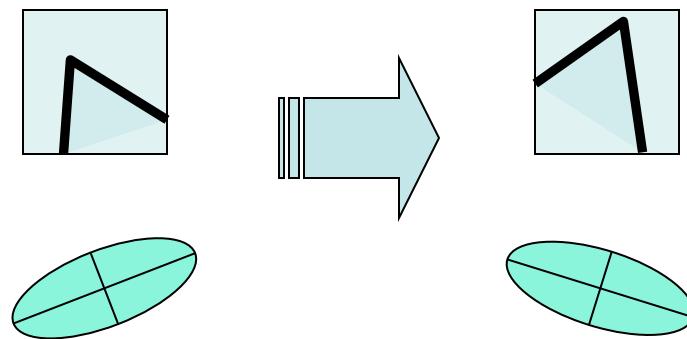


Harris角点检测子—例子



Harris角点检测子—性质

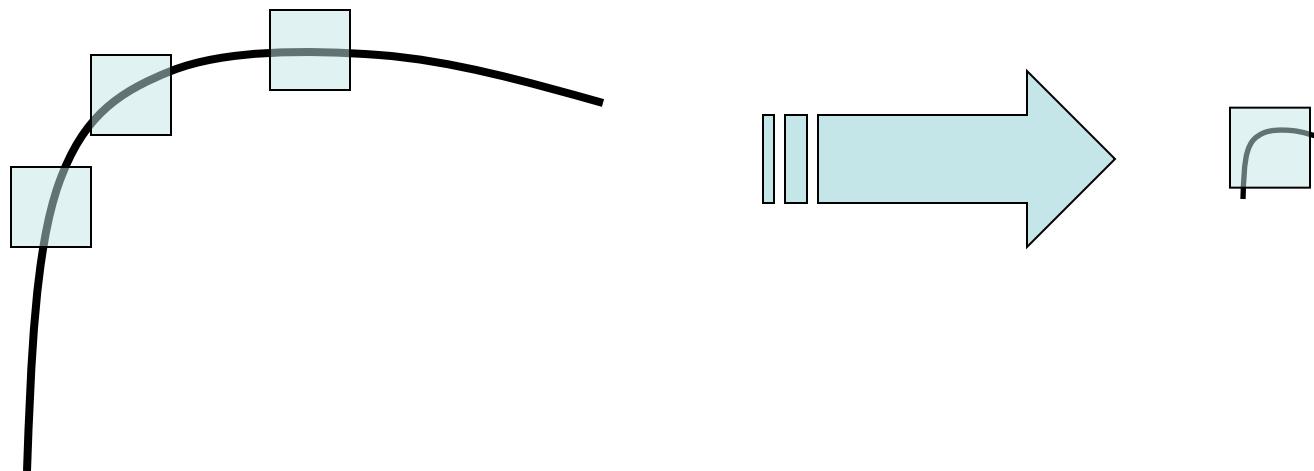
- 旋转不变性



椭圆旋转但是形状未发生变化，特征值保持不变

Harris角点检测子—性质

- 不具有尺度不变性



所有点都被认为是边
(edge)

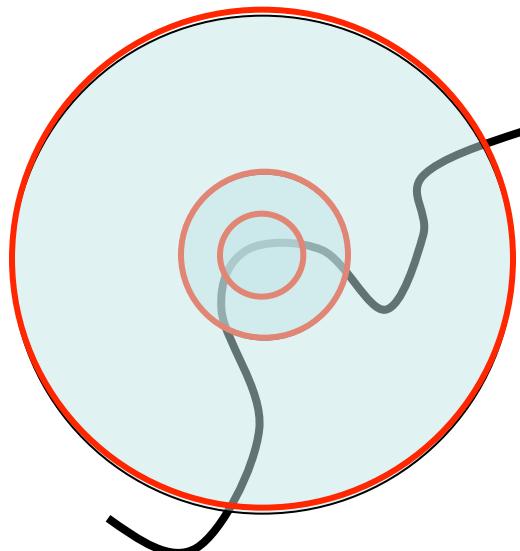
角点 !

目录

- 为什么要进行特征提取？
- Harris角点检测
- 尺度不变特征点检测器
- 特征描述子 (Feature descriptor)

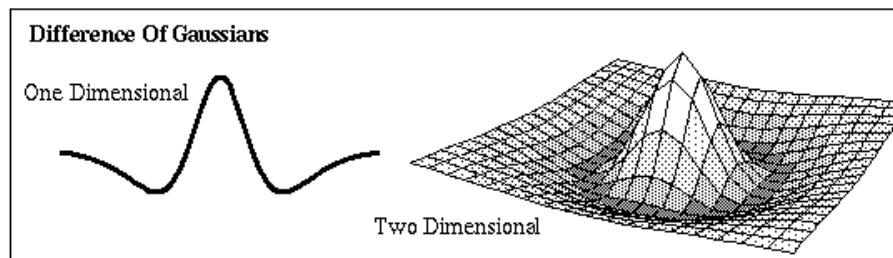
尺度不变特征点检测

例如进行尺度不变的角点检测：



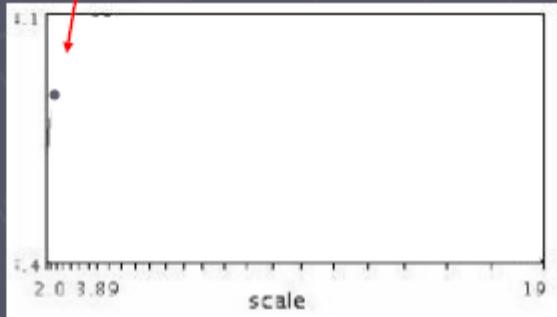
主要思想：找到最优的尺度使得某个函数 f 具有局部最大值

– f 通常定义为：Laplacian滤波响应



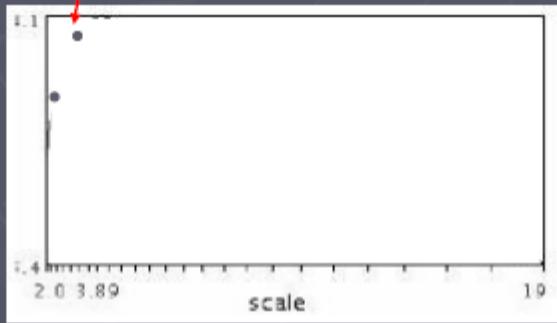
Automatic scale selection

Function responses for increasing scale trace (signature)



Automatic scale selection

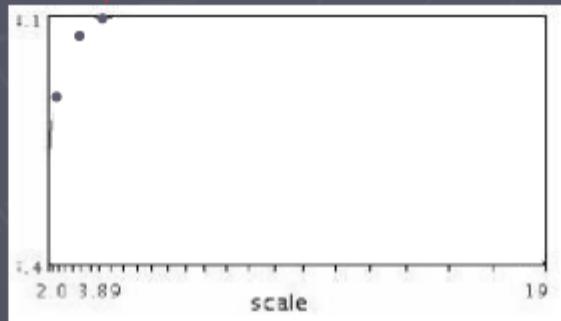
Function responses for increasing scale
Scale trace (signature)



$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x, \sigma))$$

Automatic scale selection

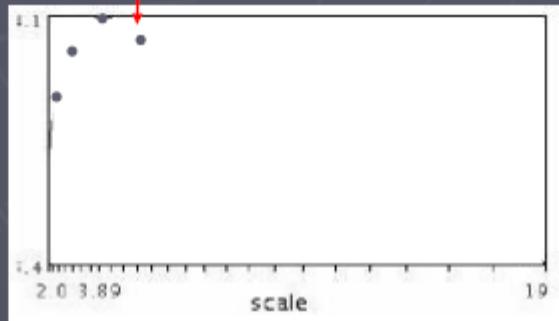
Function responses for increasing scale
Scale trace (signature)



$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x, \sigma))$$

Automatic scale selection

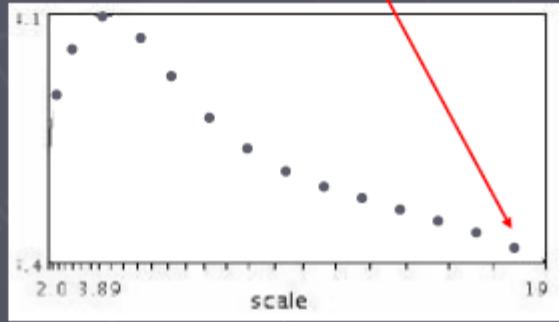
Function responses for increasing scale
Scale trace (signature)



$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x, \sigma))$$

Automatic scale selection

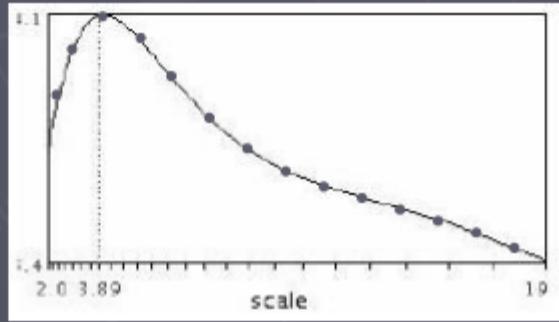
Function responses for increasing scale
Scale trace (signature)



$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x, \sigma))$$

Automatic scale selection

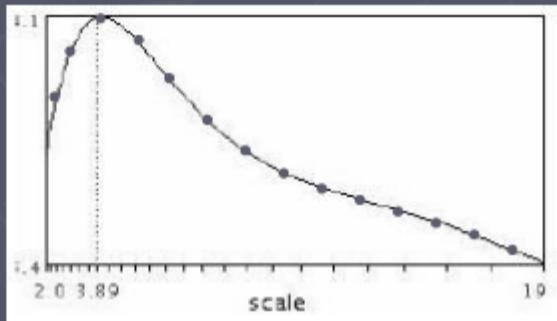
Function responses for increasing scale
Scale trace (signature)



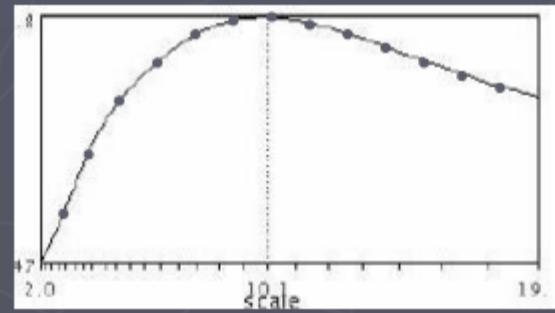
$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x, \sigma))$$

Automatic scale selection

Function responses for increasing scale
Scale trace (signature)



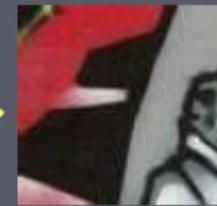
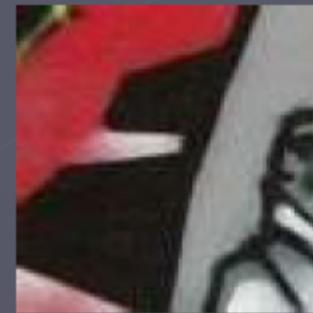
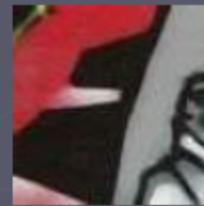
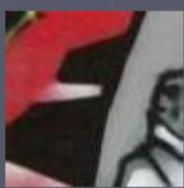
$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x, \sigma))$$



$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x', \sigma'))$$

Automatic scale selection

Normalize: rescale to fixed size



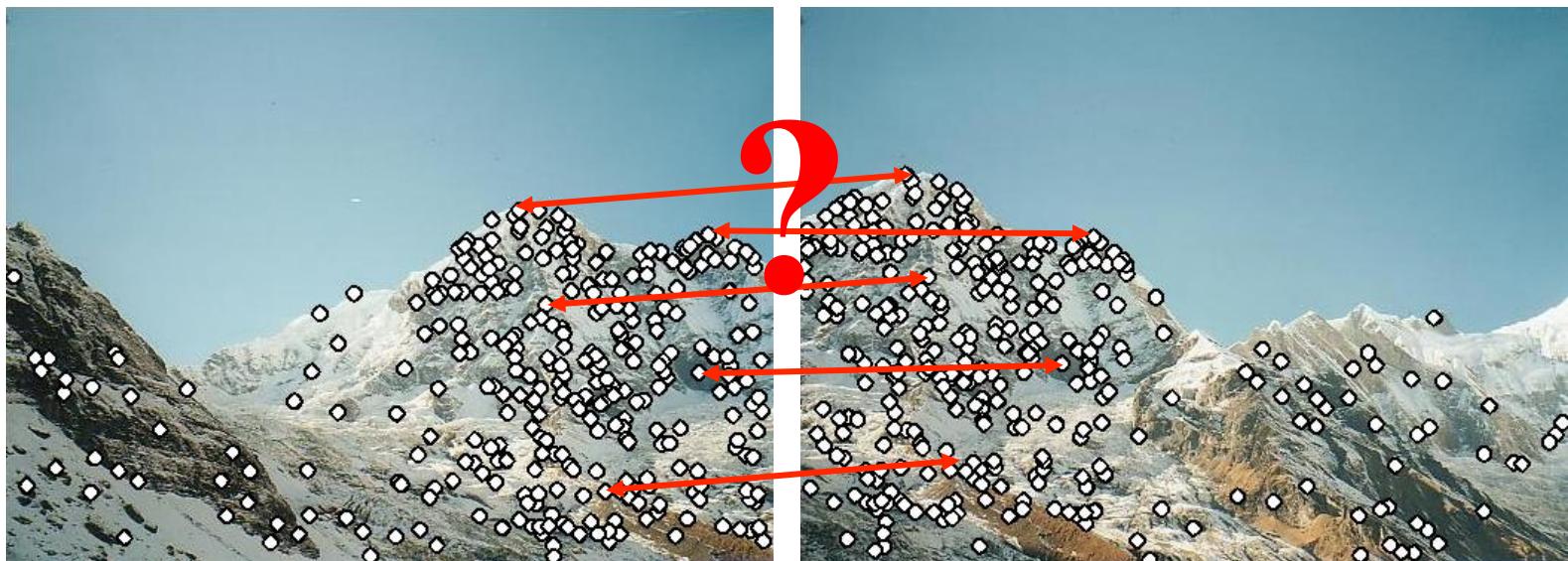
目录

- 为什么要进行特征提取？
- Harris角点检测
- 尺度不变特征点检测器
- 特征描述子

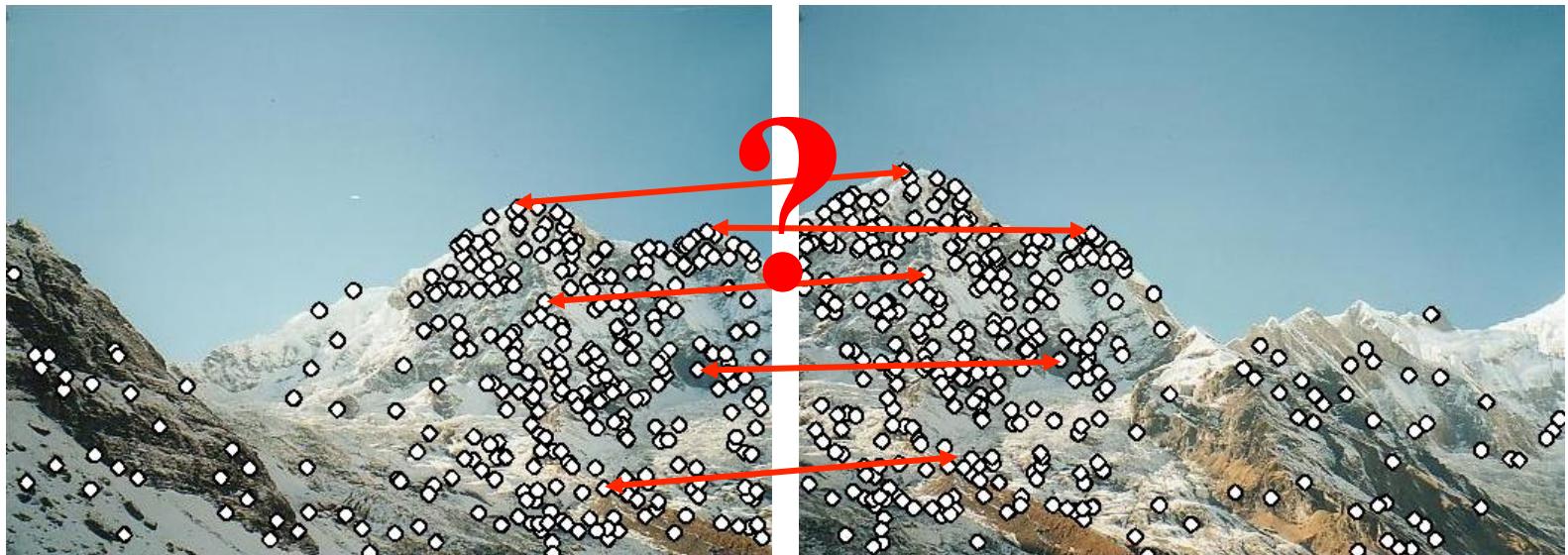
特征描述子

给定检测出的特征点，如何匹配这些特征点？

特征描述子：需要将特征点的局部区域描述为一个向量（称为特征描述），通过匹配这些向量实现特征点匹配。



特征描述子



特征描述子要求具有不变性：

- 当图像发生变换（平移、尺度、旋转等），特征点仍然能准确匹配。
- 目前最好的特征描述之一： SIFT
 - David Lowe, UBC <http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/>

特征描述子

实现变换不变性的图像匹配：

1. 特征检测子需要有不变性

- Harris检测子对图像平移和旋转具有不变性
- 为实现尺度不变性，通常在Laplacian尺度空间中选择最优尺度

2. 特征描述子需要有不变性

- 最简单的描述子：采用像素点周围的小图像块
 - 对旋转和放缩变换均不具有不变性
- 以下将设计具有不变性的特征描述子

特征描述子

如何实现旋转不变性：

找到特征点周围小窗口的主方向，

- 主方向由M矩阵的最大特征值对应特征向量确定
- 将窗口旋转，使得特征点主方向成为窗口的主方向



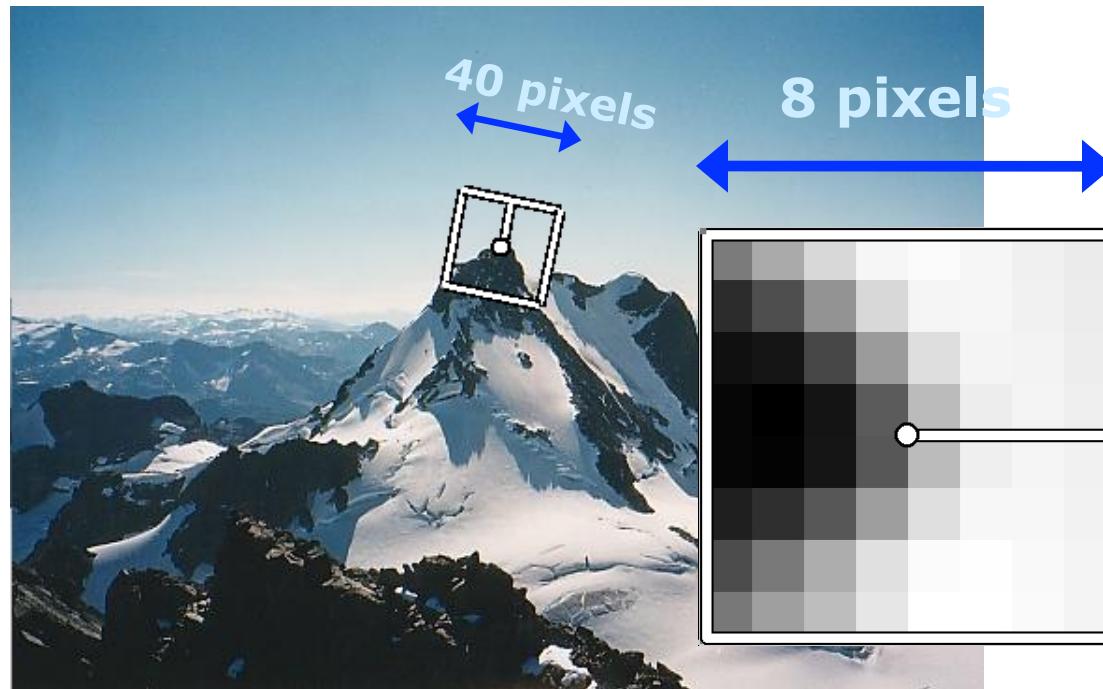
Figure by Matthew Brown

特征描述子

Multiscale Oriented PatcheS descriptor

取像素点周围 40×40 的图像块(沿着特征点主方向)

- 将图像块放缩到 8×8
- 将图像块进行正规化: 减去均值, 并除以窗口的方差 (消除亮度的影响)



Adapted from slide by Matthew Brown

特征描述子

特征描述子的多尺度检测：

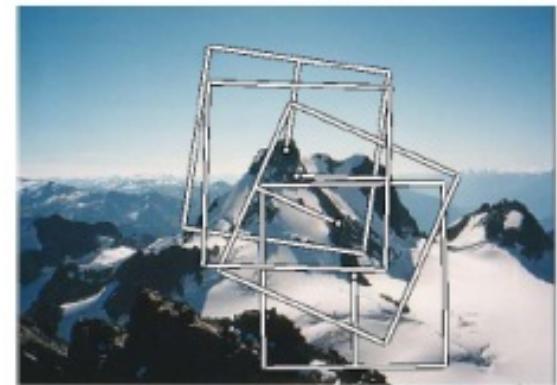
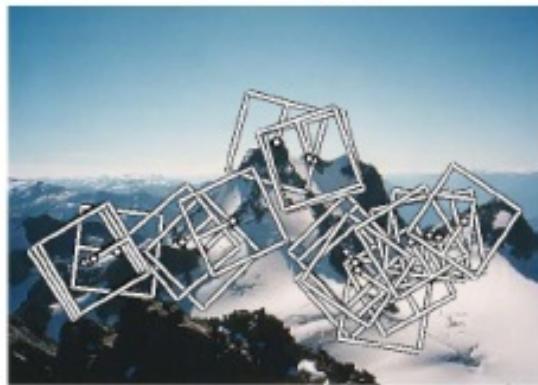


Figure 1. Multi-scale Oriented Patches (MOPS) extracted at five pyramid levels from one of the Matier images. The boxes show the feature orientation and the region from which the descriptor vector is sampled.

特征描述子

Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

基本想法：

- 在特征点周围取 16×16 图像窗口(沿着特征点主方向)
- 计算每个像素点的梯度
- 去除弱梯度点(即梯度模小于阈值的点)
- 将窗口分成 4×4 的子区域，计算每个小区域内的梯度角度直方图

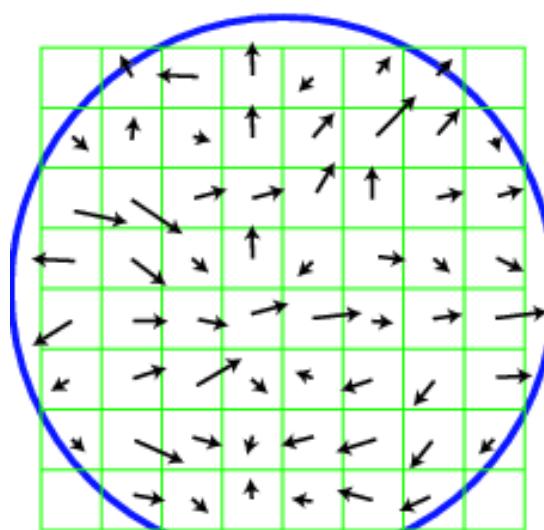
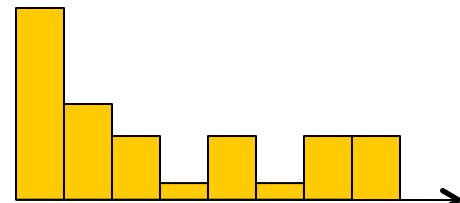
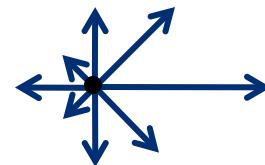


Image gradients



梯度方向直方图



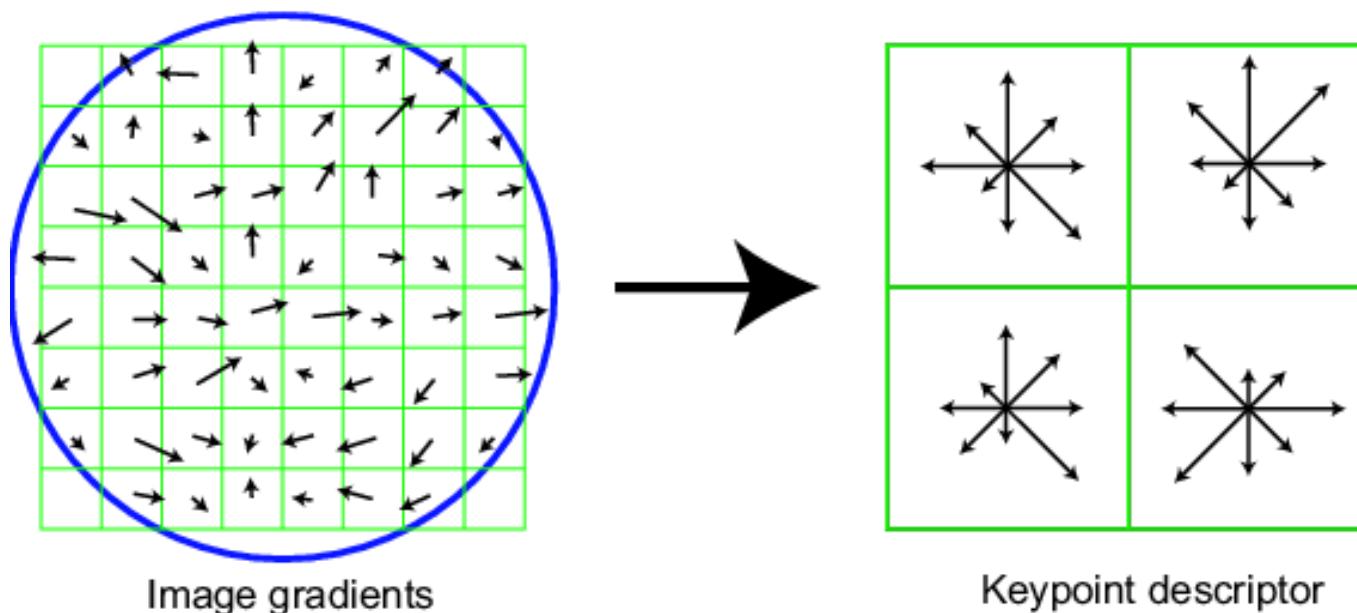
Keypoint descriptor

Adapted from slide by David Lowe

特征描述子

Scale Invariant Feature Transform (SIFT)

16 个子窗口 * 8 方向 = 128 维向量



Adapted from slide by David Lowe

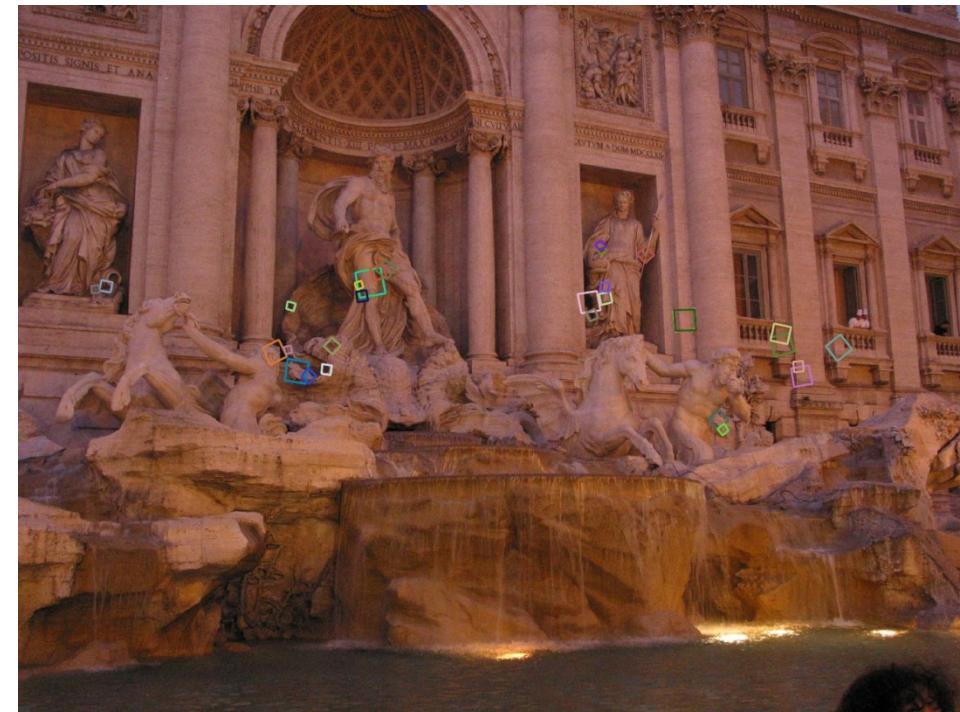
特征描述子

SIFT的性质：

- 对拍摄视角具有鲁棒性
- 对亮度变化具有鲁棒性
- 快速计算

SIFT程序：

[http://people.csail.mit.edu/albert/ladypack/wiki/index.php/
Known_implementations_of_SIFT](http://people.csail.mit.edu/albert/ladypack/wiki/index.php/Known_implementations_of_SIFT)



目录

- 为什么要进行特征提取？
- Harris角点检测
- 尺度不变特征点检测器
- 特征描述子
- 特征点匹配

特征点匹配

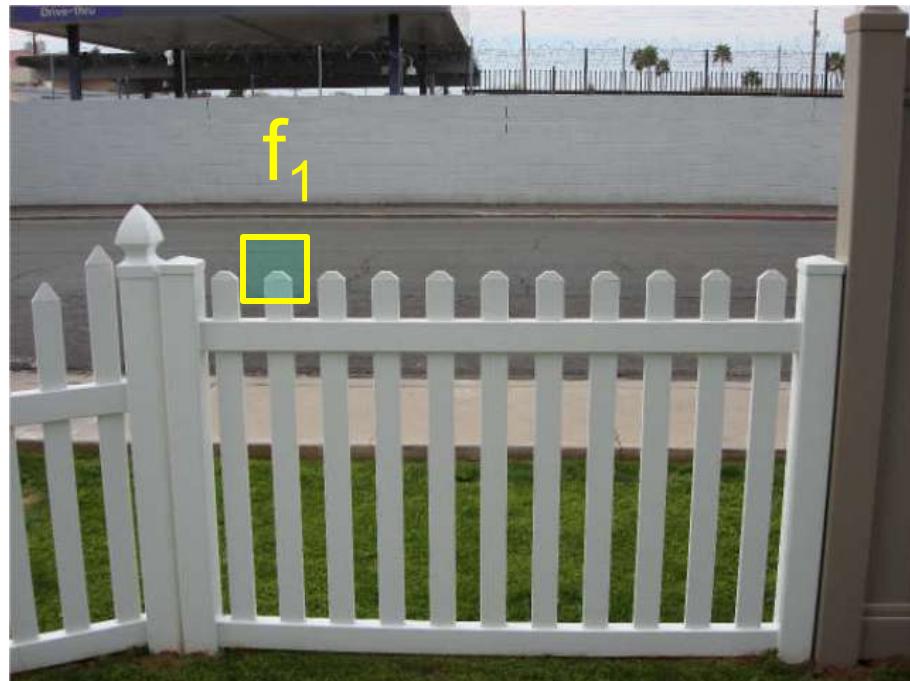
给定图 I_1 中的特征点，如何找到图 I_2 中的最优匹配点？

1. 定义特征点的描述子之间距离
2. 计算图 I_1 中的特征点描述子与图 I_2 中所有特征点之间的距离，找到最小距离的特征点作为匹配点

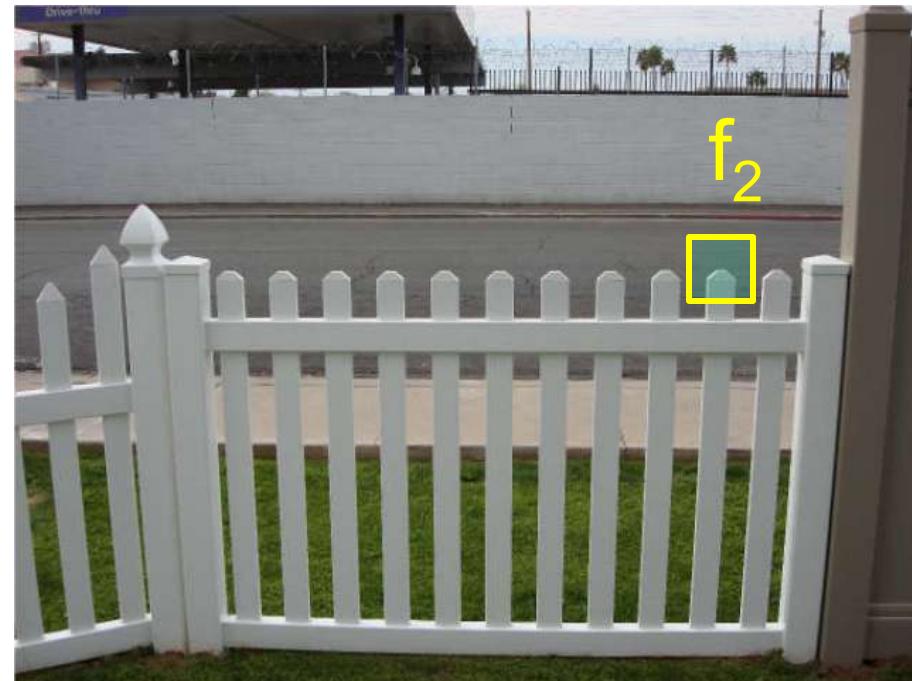
特征点匹配

如何定义两个特征点 f_1 , f_2 之间距离?

- 最简单的定义: $SSD(f_1, f_2)$
 - 两个特征描述子之间元素差的平方和



|
1

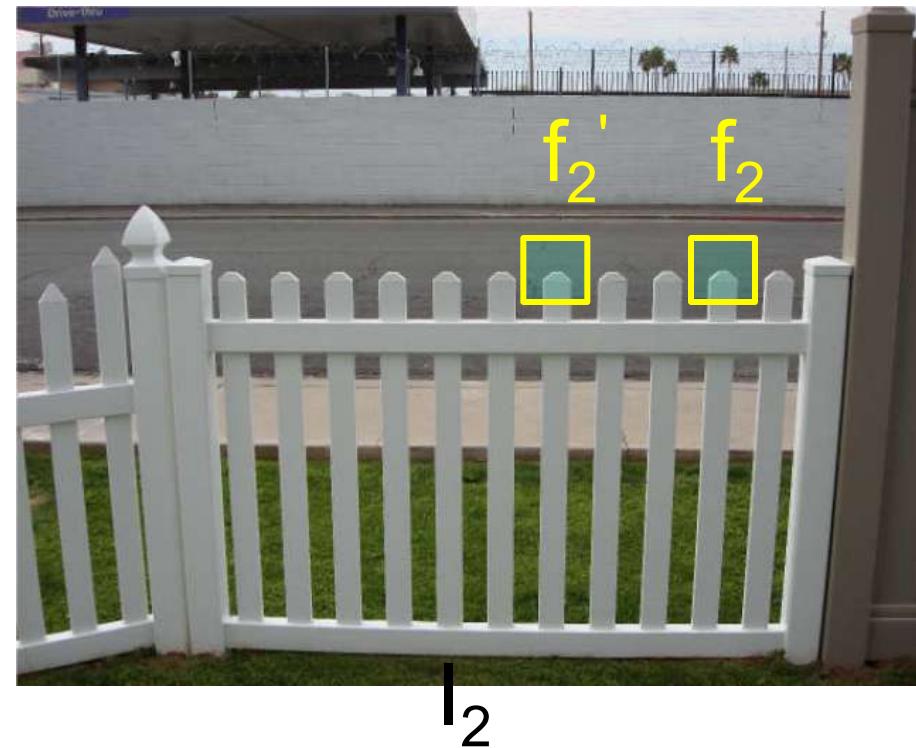
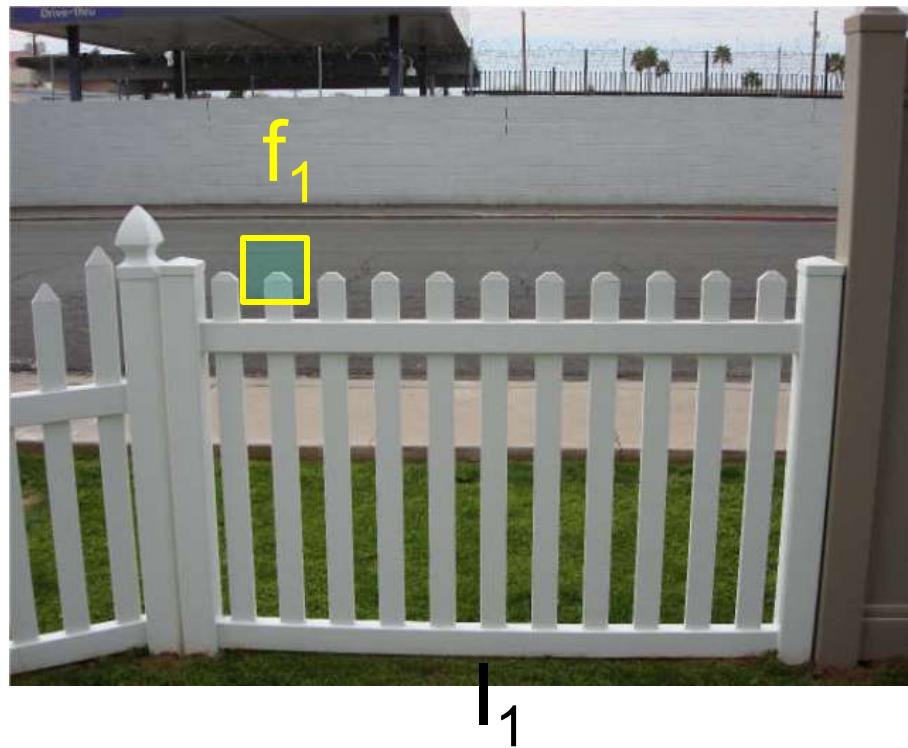


|
2

特征点匹配

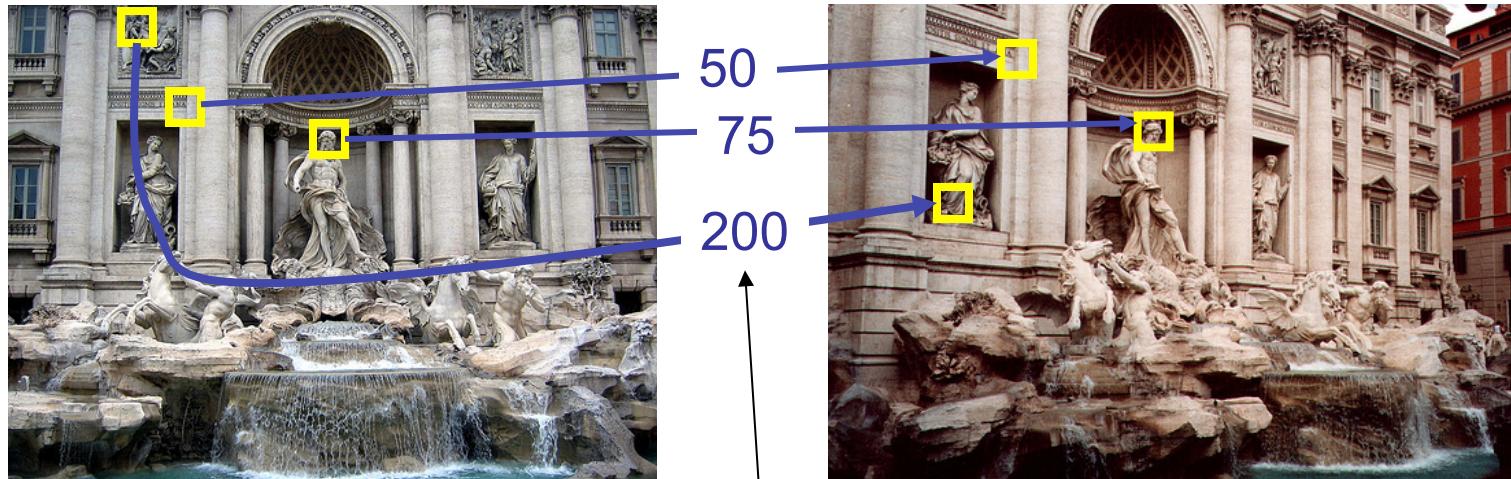
如何定义两个特征点 f_1 , f_2 之间距离?

- 更好的算法: $\text{distance ratio} = \text{SSD}(f_1, f_2) / \text{SSD}(f_1, f_2')$
 - f_2 是 I_2 中与 f_1 具有最小 SSD 距离的匹配点
 - f_2' 是 I_2 中与 f_1 具有第二小 SSD 距离的匹配点
 - distance ratio 小于某阈值的匹配点认为是正确匹配点



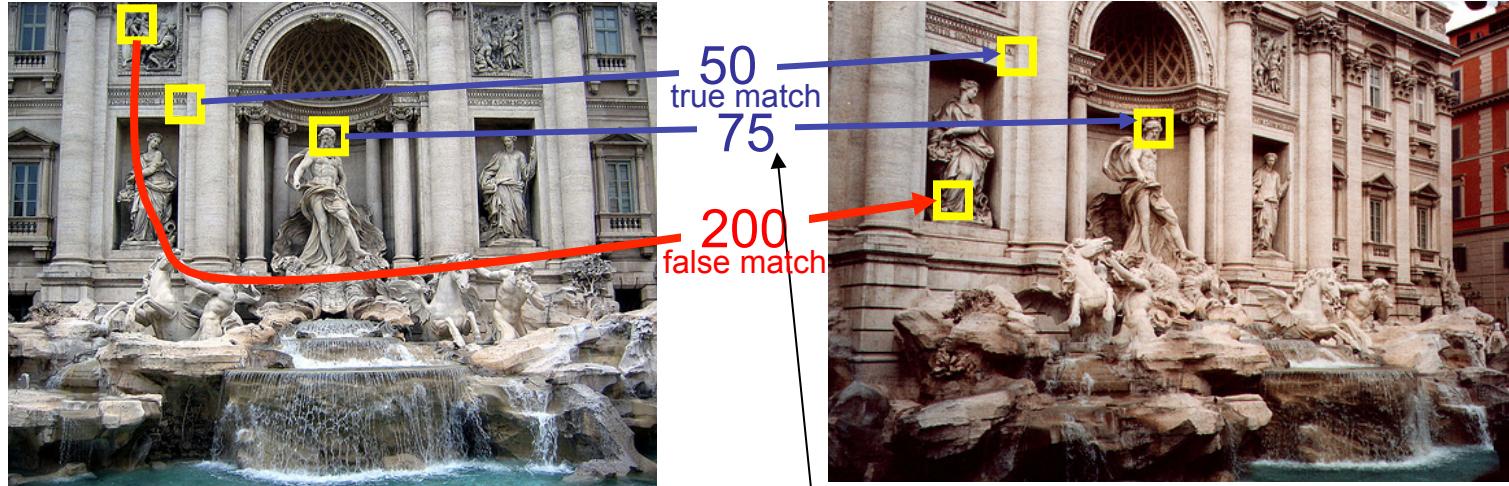
特征点匹配

如何测度特征匹配的性能?



特征距离

特征点匹配



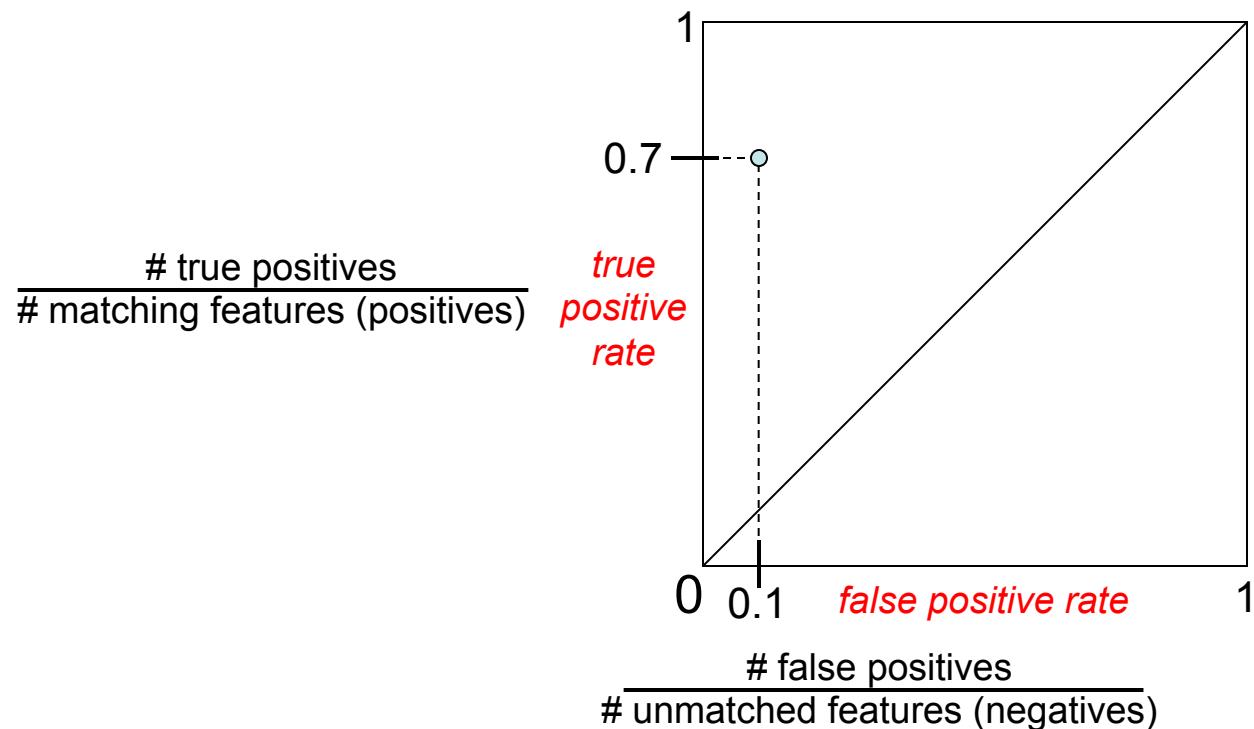
特征点匹配

取特征描述子距离的不同阈值会导致不同的匹配结果

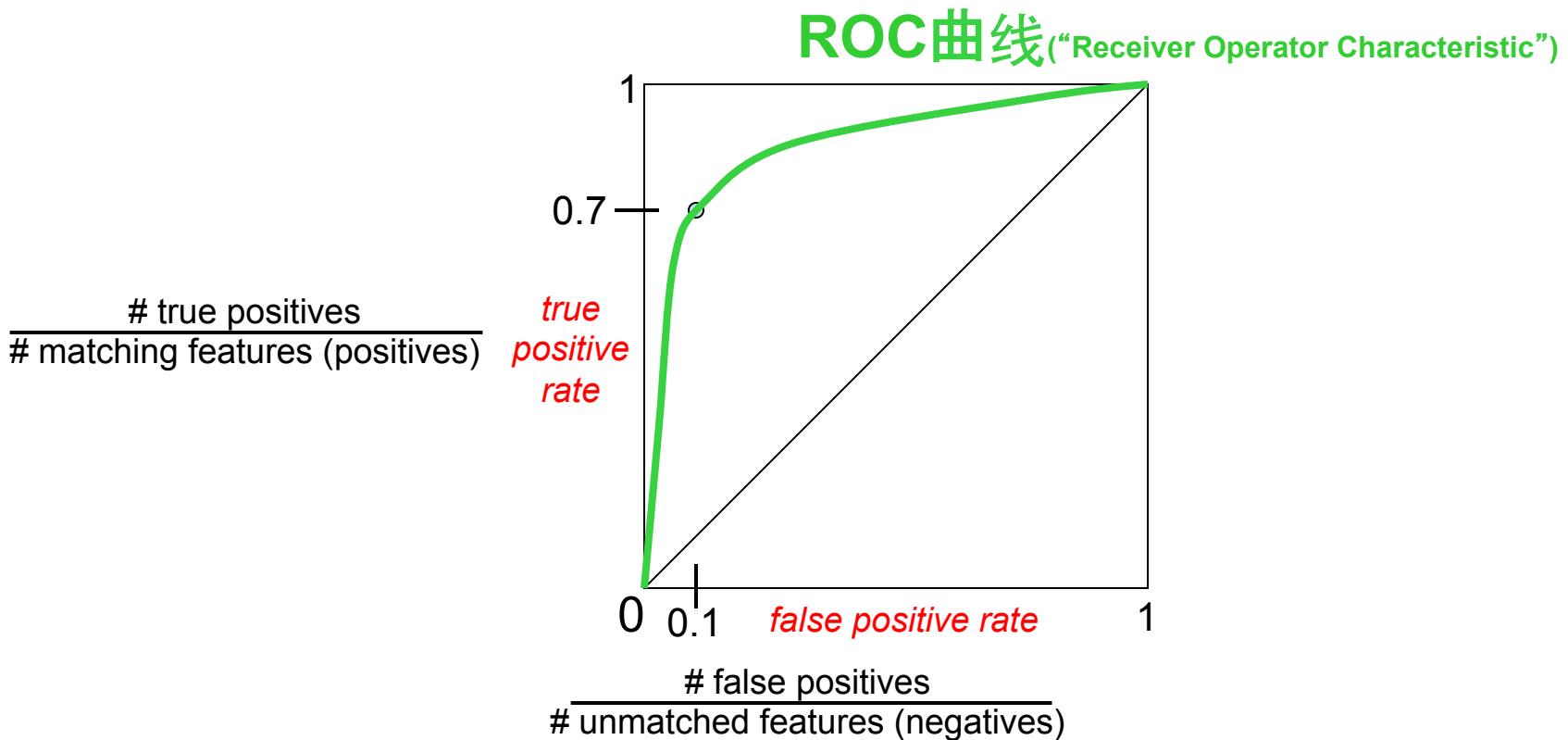
- True positives = 检测出的特征点对中正确的数量
- False positives = 检测出的特征点对中错误的数量

特征点匹配

如何测度特征匹配的性能?



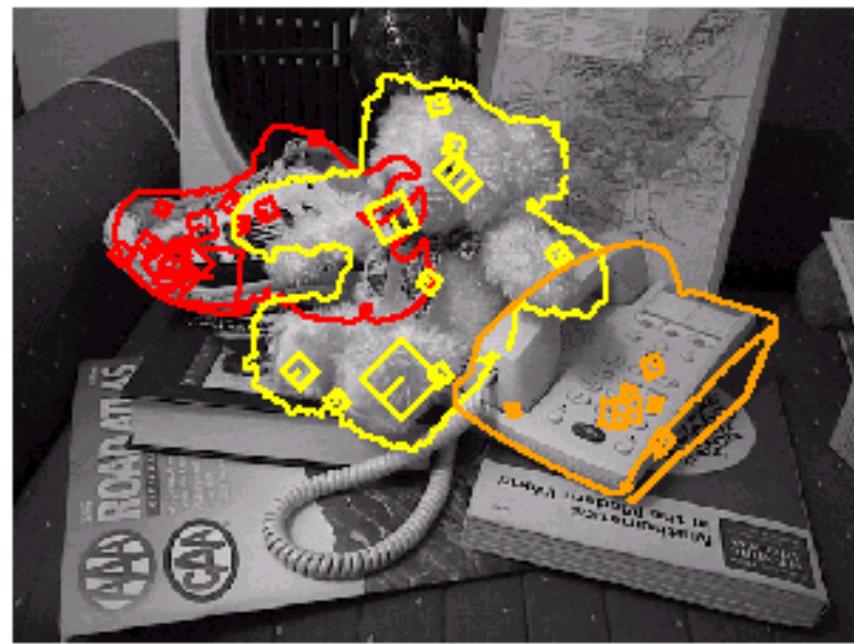
特征点匹配



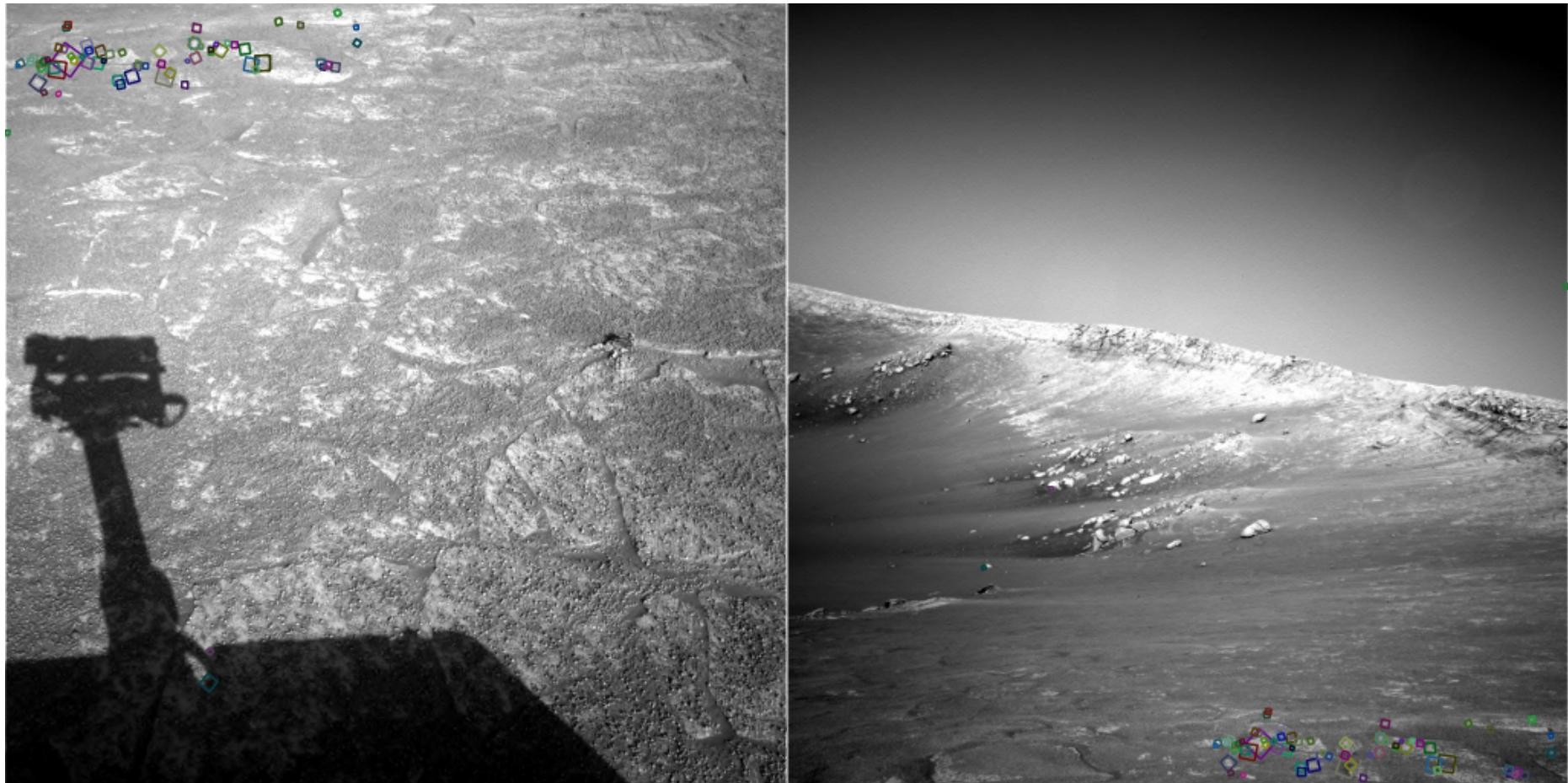
ROC曲线

- ROC曲线下的面积(AUC)越大越好
- For more info: http://en.wikipedia.org/wiki/Receiver_operating_characteristic

应用实例：物体识别



应用实例



NASA Mars Rover images
with SIFT feature matches
Figure by Noah Snavely

作业

- 复习SIFT特征子，并尝试SIFT特征子的程序

David G. Lowe, "**Distinctive image features from scale-invariant keypoints,**" *International Journal of Computer Vision*, 60, 2 (2004), pp. 91-110

尝试算法程序：

<http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/>