

第4章 图像对齐问题



计算机科学与技术学院

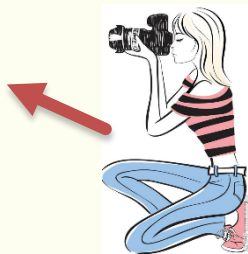
本次课程内容

1. 图像对应概念的引入
2. 图像对应问题及应用
3. 特征匹配
4. 应用实例：图像拼接及全景生成



1. 图像对应概念的引入—视点概念

- ◆ 视点的概念：图像采集时人眼所在的位置和方向



图像对应的引入

两幅图像采样的
视点一样吗？



两个不同视点的采样

图像对应概念

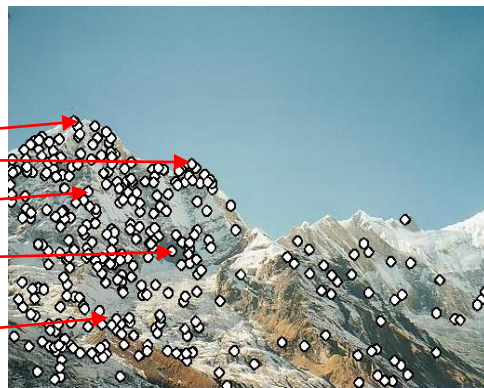
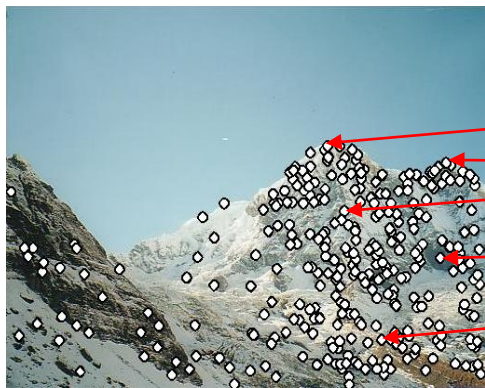
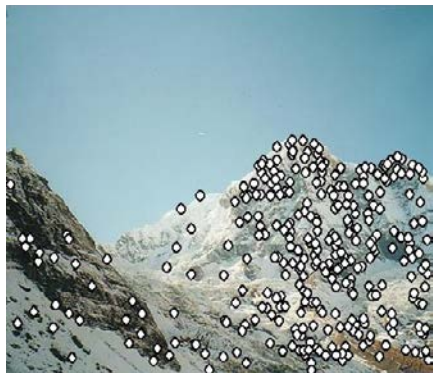
◆ 概念：

◆ 图像对齐的常见步骤：

- 求取图像的特征（例如，特征点）
- 特征之间的匹配（**matching**）
- 求取图像之间的对应变换参数
- 得到两视点图像对齐关系



图像特征与特征匹配实例



基于特征点的对应实例

- ◆ 两幅图像分别有各自的特征点
 - Harris角点特征检测、SIFT描述……

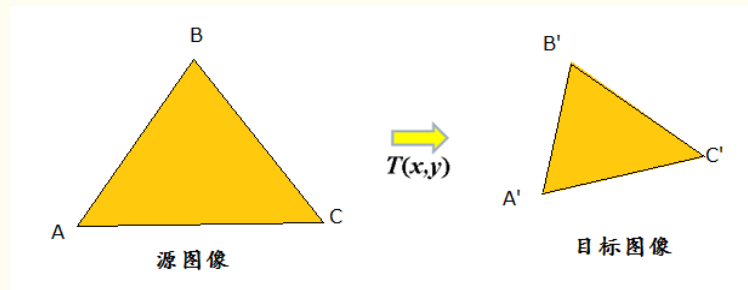
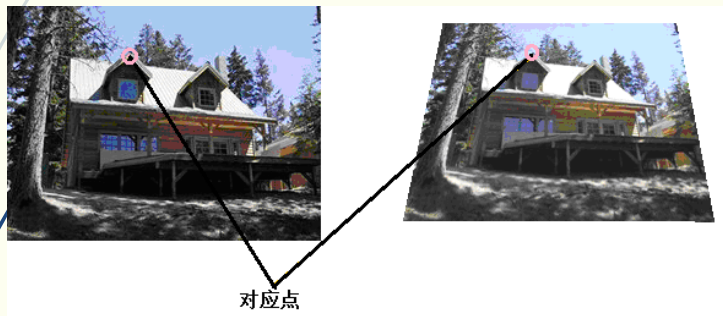
利用各自的特征点做什么？
特征点有什么用？



2. 图像对应问题及应用

(1) 图像对应本质：可以看作是参数拟合的问题

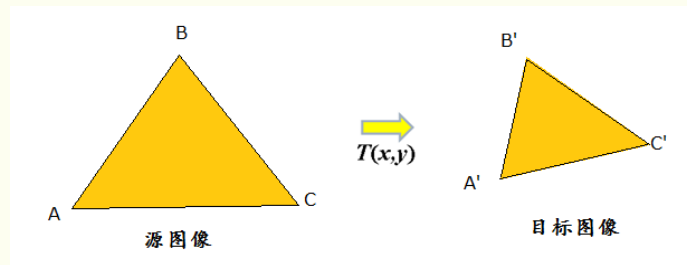
◆ 利用两个图像之间匹配的特征点：将变换模型进行拟合



图像对应看作参数拟合问题实例

- ◆ 图像中任意一对对应点（例如A和A'），建立约束，其中有6个参数需要拟合，因此，需要三对对应点

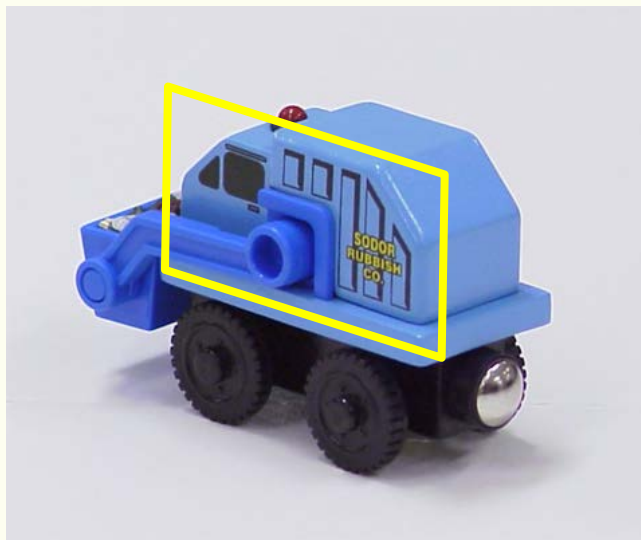
$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$



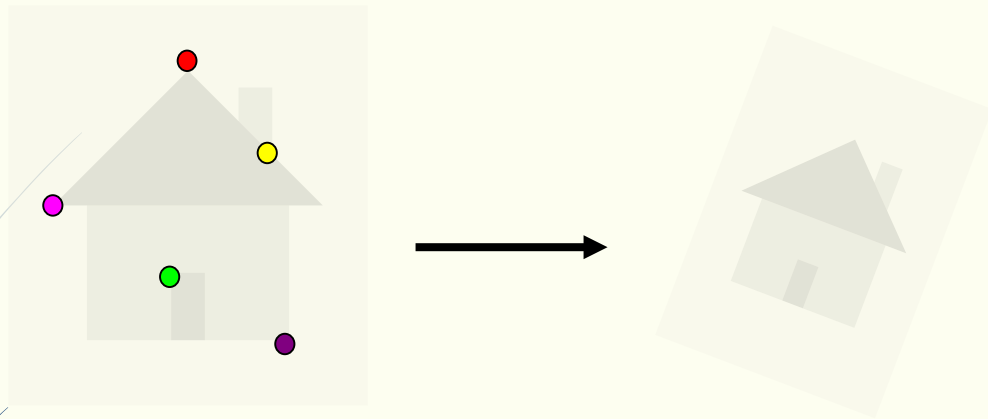
- ◆ 如果6个参数拟合求得，两幅图像之间的对应关系可以求得（任意一点，可以利用6个参数进行变换得到变形结果）
 - 先利用特征求参数
 - 得到参数，再变形图像



仿射变换



仿射变换



6个未知数的线性方程组

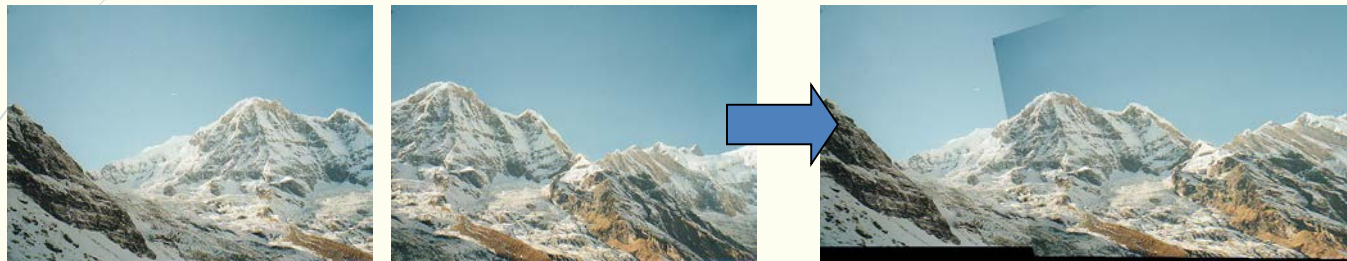
$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_i & y_i & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x_i & y_i & 0 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ m_4 \\ t_1 \\ t_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots \\ x'_i \\ y'_i \\ \dots \end{bmatrix}$$



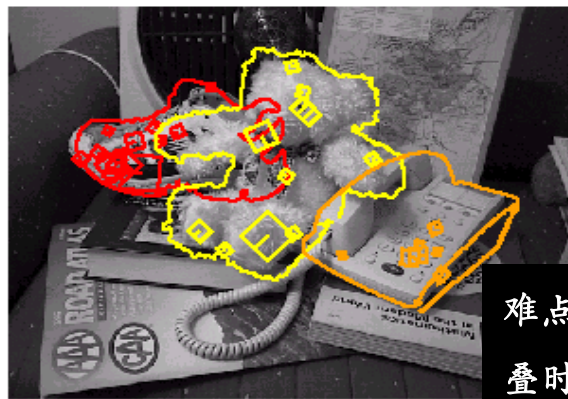
图像对应的应用

◆ 图像拼接



难点：两幅图像之间重叠部分比较小时，对应点不充分，拼接很难

◆ 目标识别

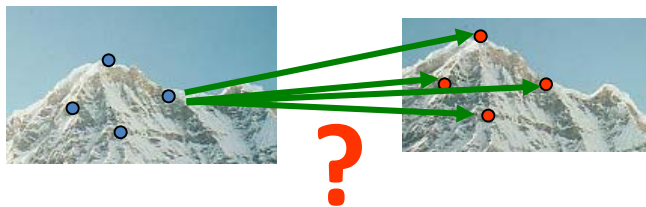


难点：物体目标之间遮挡、重叠时识别很难准确

3. 特征匹配 Feature matching

- ◆ 特征匹配问题

- 怎样找一个准确的匹配特征



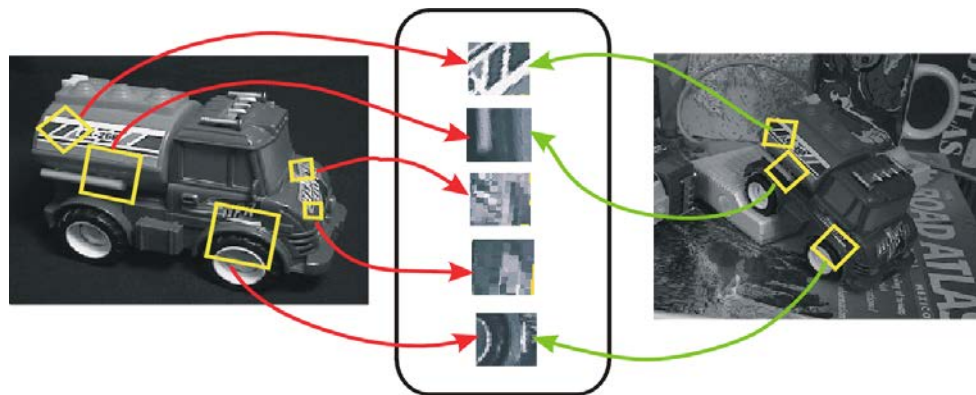
需要可靠和独特的描述



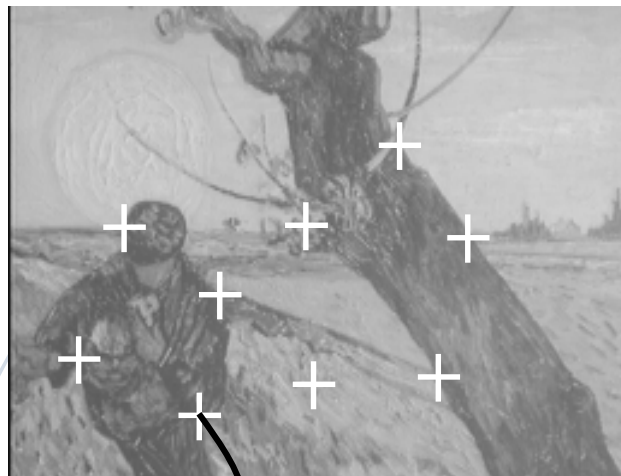
(1) 特征描述问题

◆ 特征检测和描述

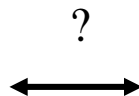
- 检测问题：发现特征
- 特征描述：表达特征的方法



怎样进行特征匹配呢



特征描述子

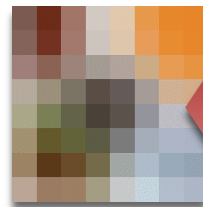
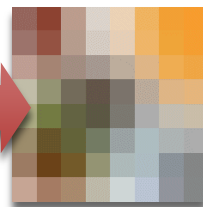
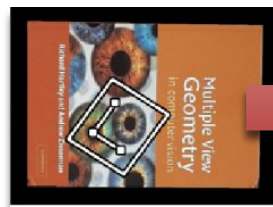
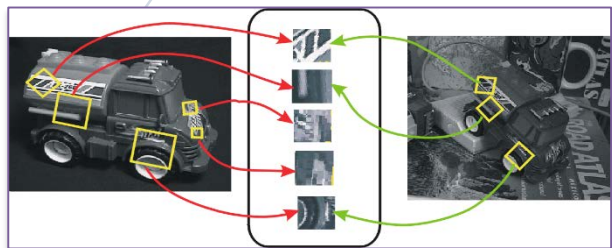


特征描述子



特征的鲁棒性

- ◆ 希望对强度变化、噪声、像素纹理可感知性的微小变化时，使得描述的特征及匹配能够保持不变性



特征描述子类型

◆ 最简单的描述子：图像灰度向量

- 怎样比较两个向量的相似性？
- 平方差之和 (Sum of squared differences , SSD)

$$\text{SSD}(u, v) = \sum_i (u_i - v_i)^2$$

不具有光照不变性

◆ 归一化相关运算

$$\rho(u, v) = \frac{\sum_i (u_i - \bar{u})(v_i - \bar{v})}{\sqrt{\left(\sum_j (u_j - \bar{u})^2\right) \left(\sum_j (v_j - \bar{v})^2\right)}}$$

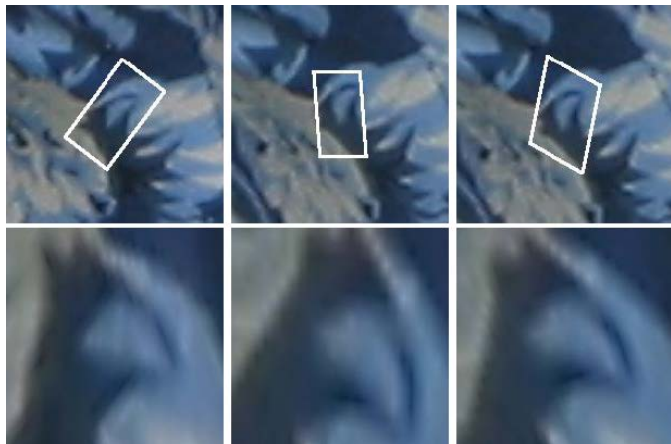
具有光照仿射不变性



特征描述子类型

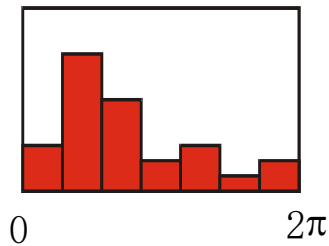
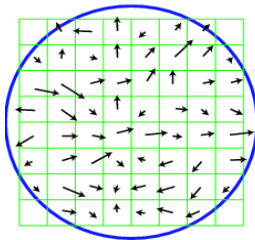
- ◆ 直接将图像块作为描述子的不足:

- 小的改变就会影响匹配结果

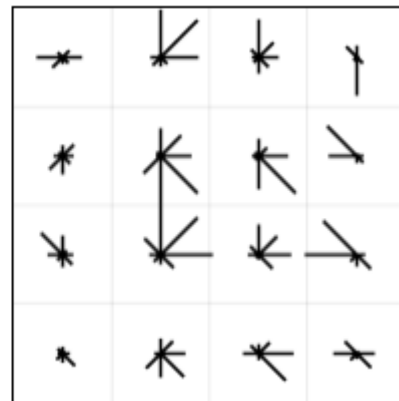
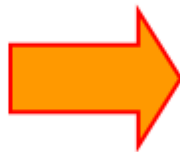
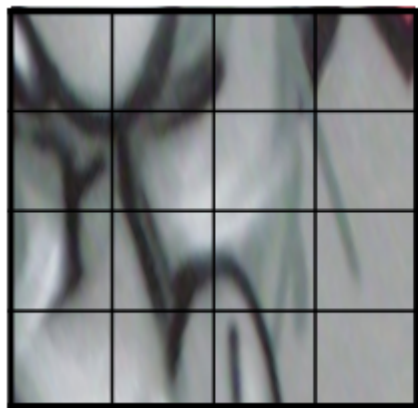


- 解决办法: 直方图

- SIFT特征描述子:128维



回顾SIFT



其它特征—SURF 特征

- ◆ Surf采用的是统计特征点圆形邻域内的harr小波特征:
 - Surf在特征点的圆形邻域内，统计扇形内所有点的水平、垂直harr小波特征总和，以一定间隔进行旋转并再次统计该区域内harr小波特征值
 - 将值最大的那个扇形的方向作为该特征点的主方向。

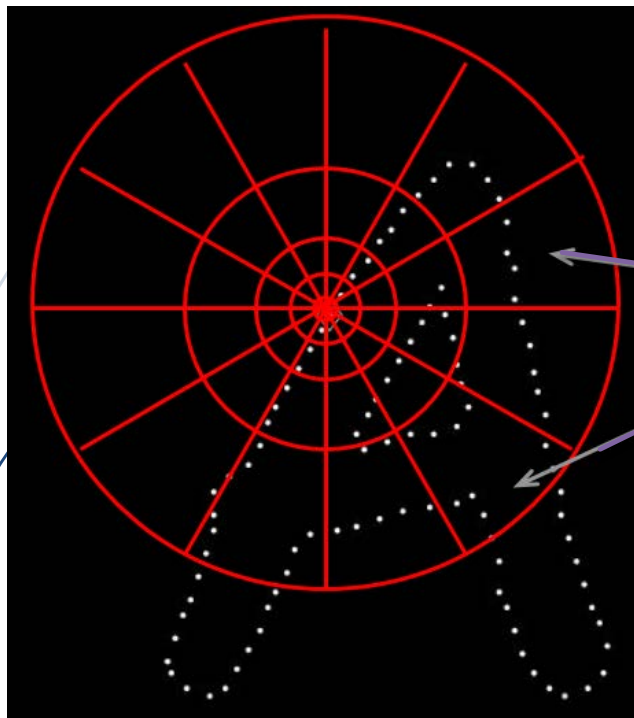


其它特征—SURF 特征

- ◆ SURF 特征是SIFT 特征的一种近似方法
- ◆ 利用2D滤波器实现，结合图像特点
- ◆ 速度比 SIFT快6倍
- ◆ 在目标识别中与SIFT作用等效



其它特征—基于形状上下文的特征



◆ 计算每个格子中的点数

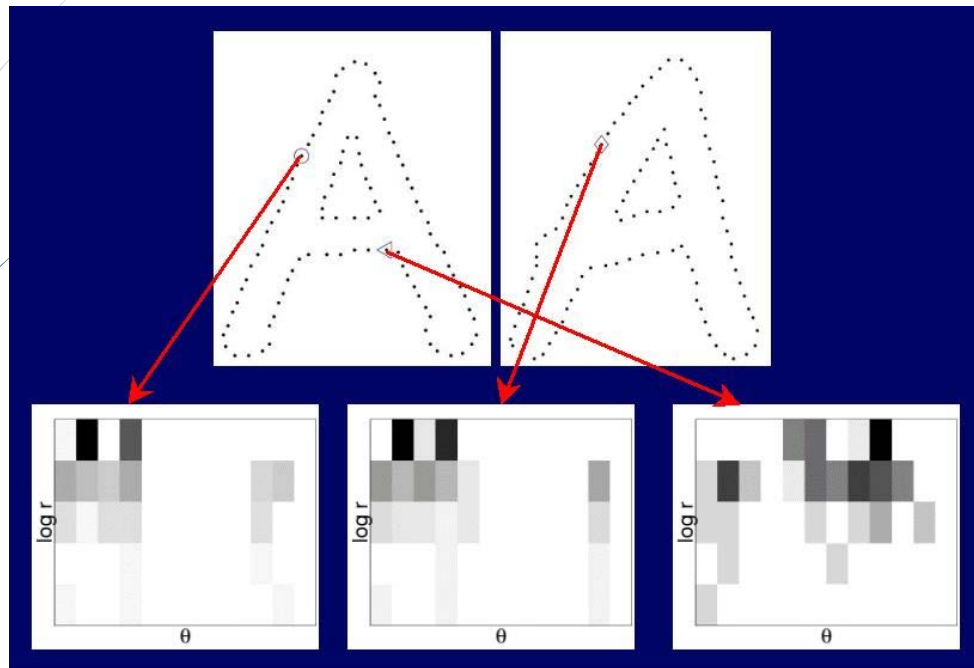
Count = 4

⋮

Count = 10



其它特征—基于形状上下文的特征实例



合适特征的选择

- ◆ 形状特征: 场景规模, 目标规模, 细节规模
 - 2D形式, 阴影, 明暗, 纹理
- ◆ 材料属性特征: 光照, 触感, 硬度, ...
 - 颜色, 纹理
- ◆ 运动特征
 - 光流Optical flow, 跟踪点tracked points
- ◆ 距离特征
 - 立体特征, 位置, 遮挡, 场景形状



(2) 特征匹配

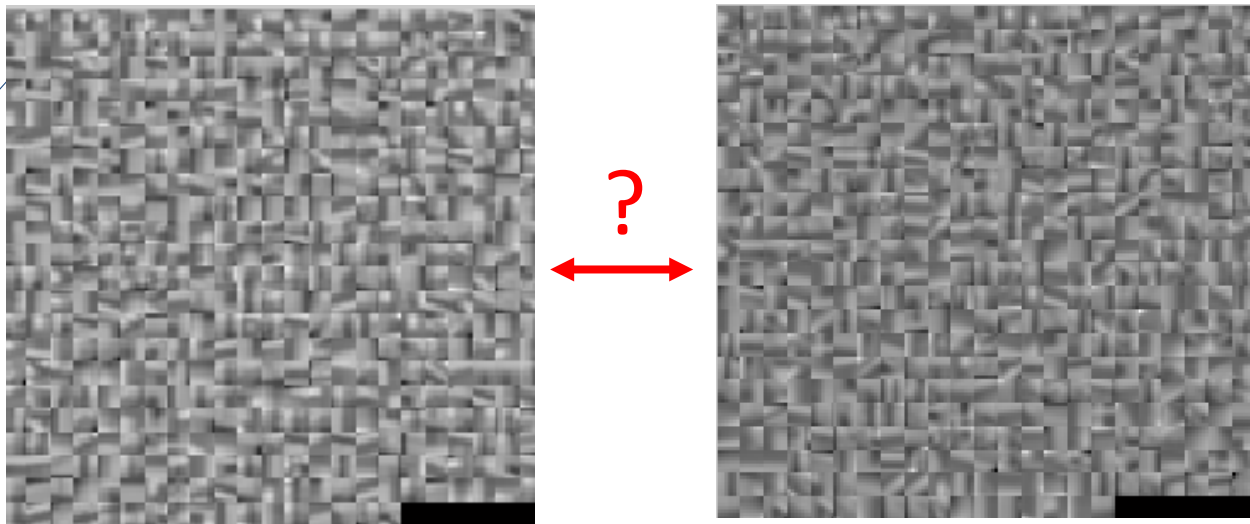
常见的匹配方法:

- 随机采样点匹配方法
- 增量对齐的特征匹配
- Hough变换的特征匹配
- Hashing策略的匹配



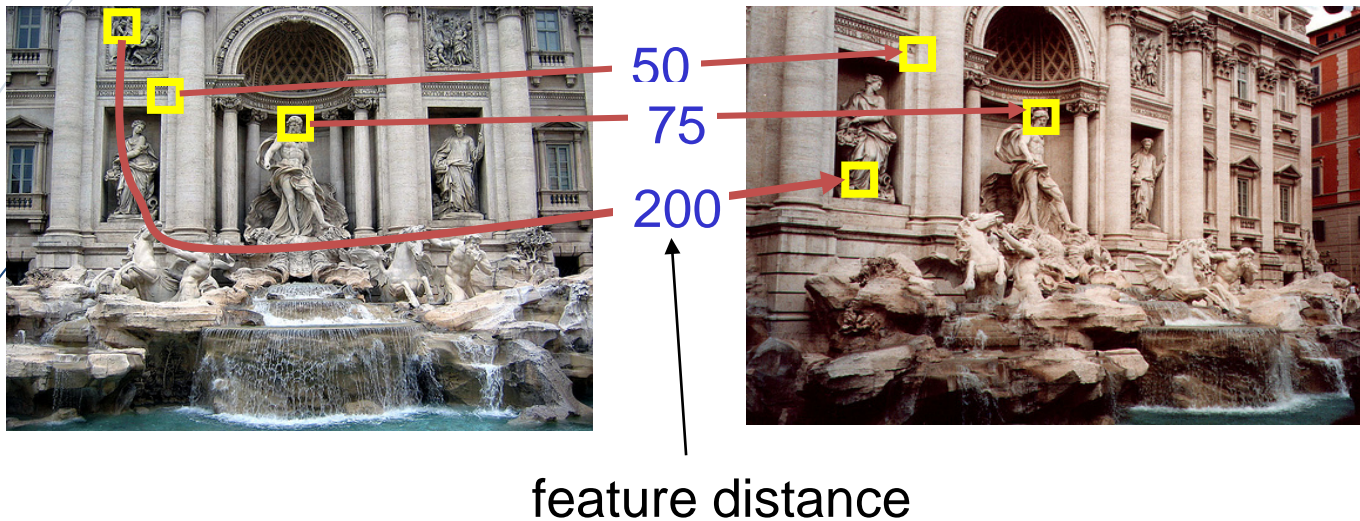
(a) 特征点匹配

- ◆ 生成特征点对: 对于图像中每个子块, 在其它图像中找到和它相似的一系列候选匹配块



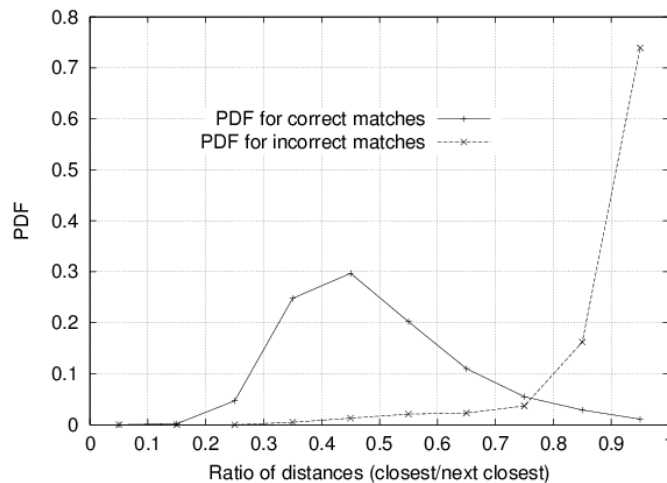
特征匹配

◆ 怎样能够确定匹配的性能？

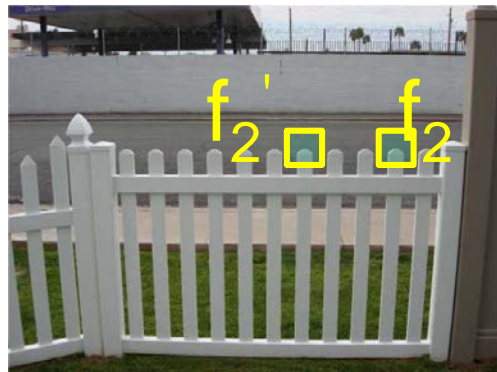
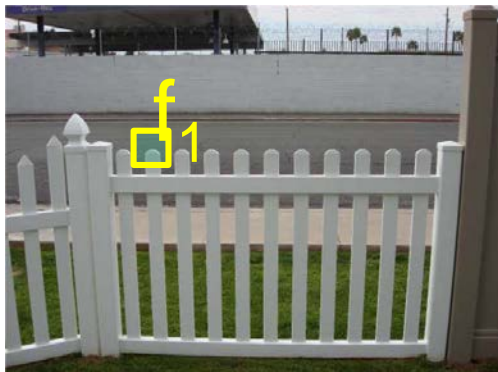


特征空间内外点的排除

- ◆ 怎样判断哪些特征点对是可靠的?
- ◆ 启发式: 比较特征空间内最近邻的距离和次近邻的距离
- ◆ 对于那些不太明确的特征对而言, 最近邻的距离和次近邻的距离的比值通常会比较大



特征空间内外点的排除



f_2 is best SSD match to f_1 in I_2

f_2' is 2nd best SSD match to f_1 in I_2



外点的处理方法—RANSAC

- ◆ RANSAC (RANDOM SAMPLE CONSENSUS 随机抽样一致, RANSAC) 策略
- ◆ 从一组包含“局外点”的观测数据集中, 通过迭代方式估计数学模型的参数。
- ◆ 是一种不确定的算法, 对于一定概率, 得出一个合理的结果
- ◆ 为提高概率必须提高迭代次数。



RANSAC策略

- ◆ RANSAC的基本假设是：

- (1) 数据由“局内点”组成，数据的分布可以用一些模型参数来解释
- (2) “局外点”是不能适应该模型的数据
- (3) 除此之外的数据属于噪声。

- ◆ 局外点产生的原因有：噪声的极值；错误的测量方法；对数据的错误假设



利用RANSAC进行匹配

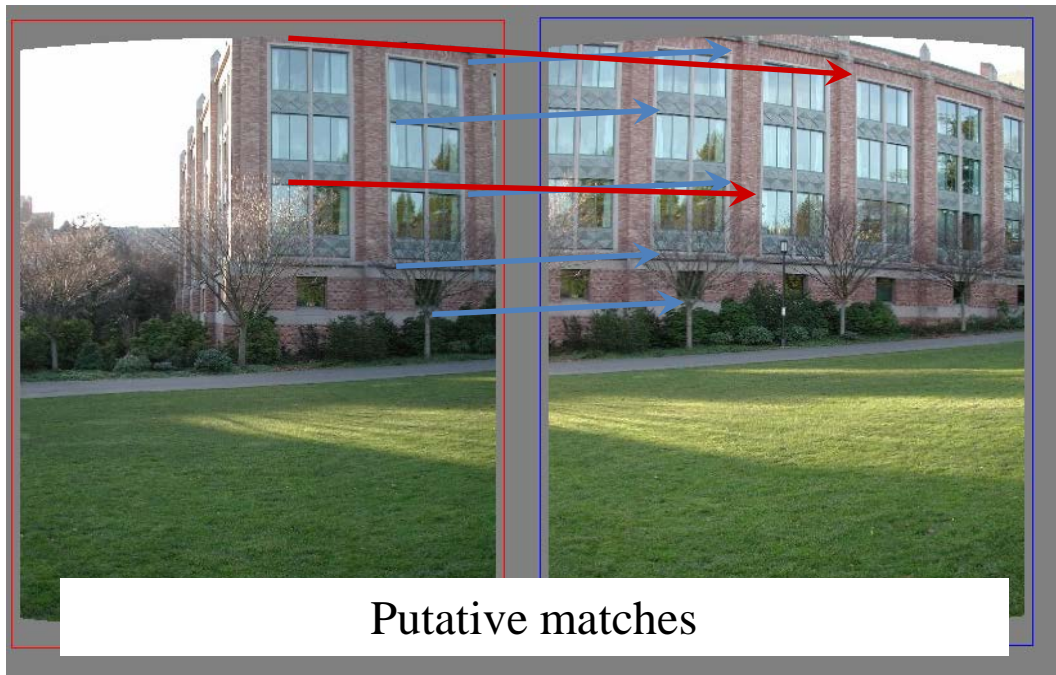
1. 随机抽取当前图像帧与另一幅图像间的一组特征点，计算基础矩阵
2. 利用这些特征点计算组间变换矩阵
3. 根据计算的矩阵，求得局内点
4. 利用所有的正确匹配点重新计算基础矩阵
5. 在此基础上重新搜索正确的匹配点对。
6. 步骤4,5重复进行，直至匹配点对的数目达到稳定状态



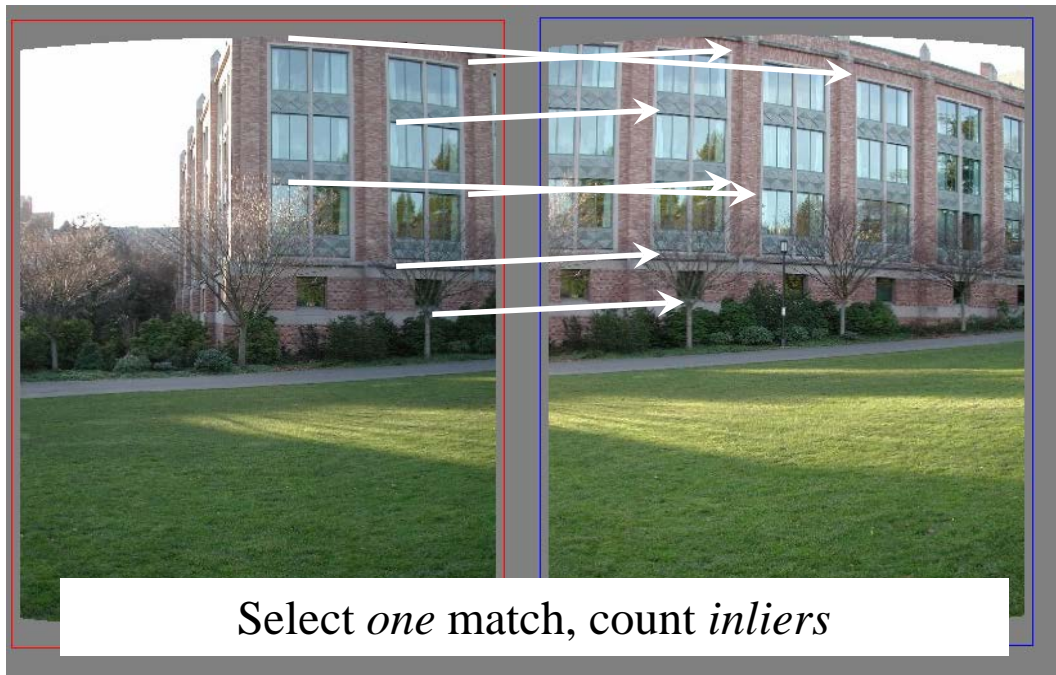
RANSAC实例



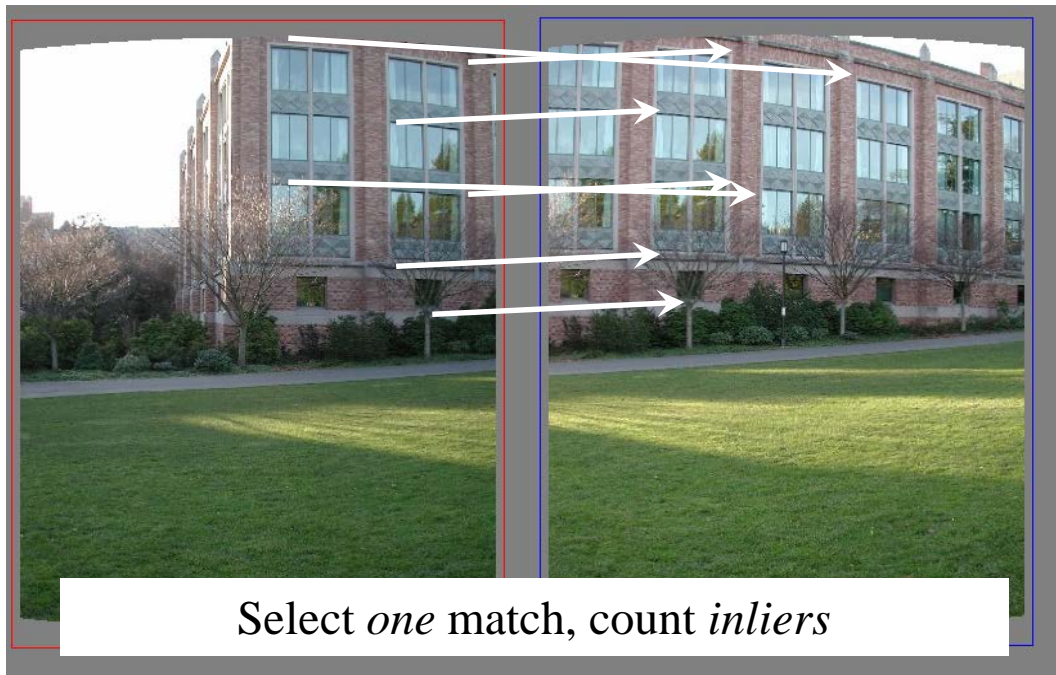
RANSAC实例



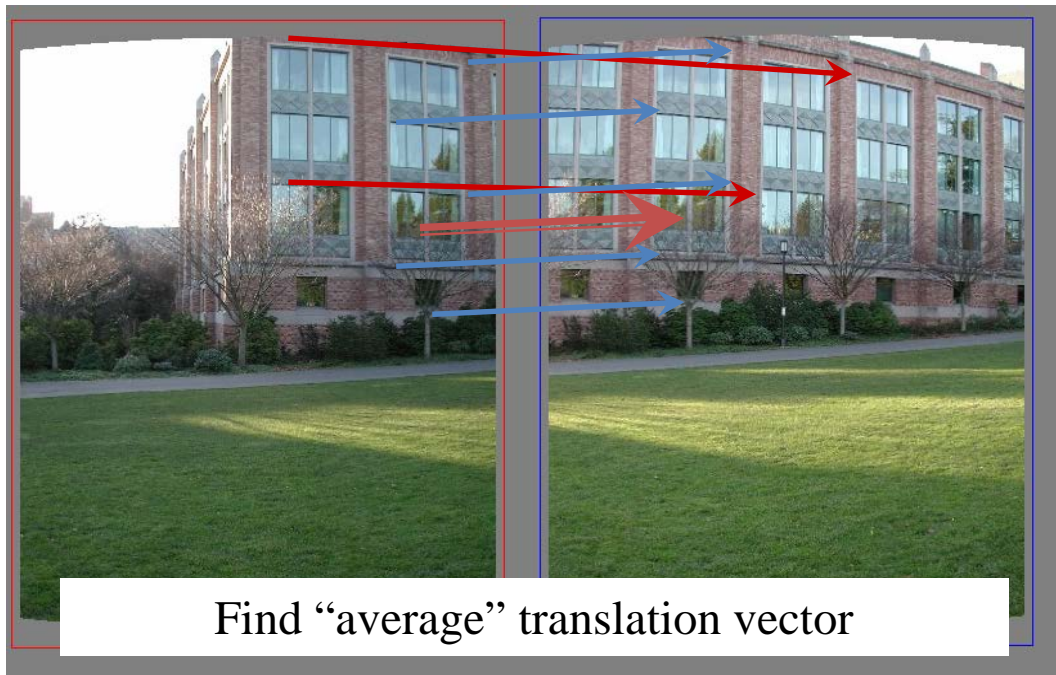
RANSAC实例



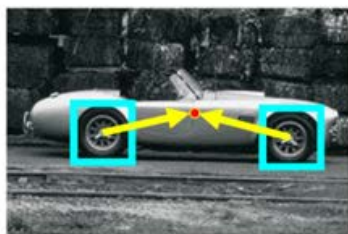
RANSAC实例



RANSAC实例



(c) Hough变换的匹配策略



model



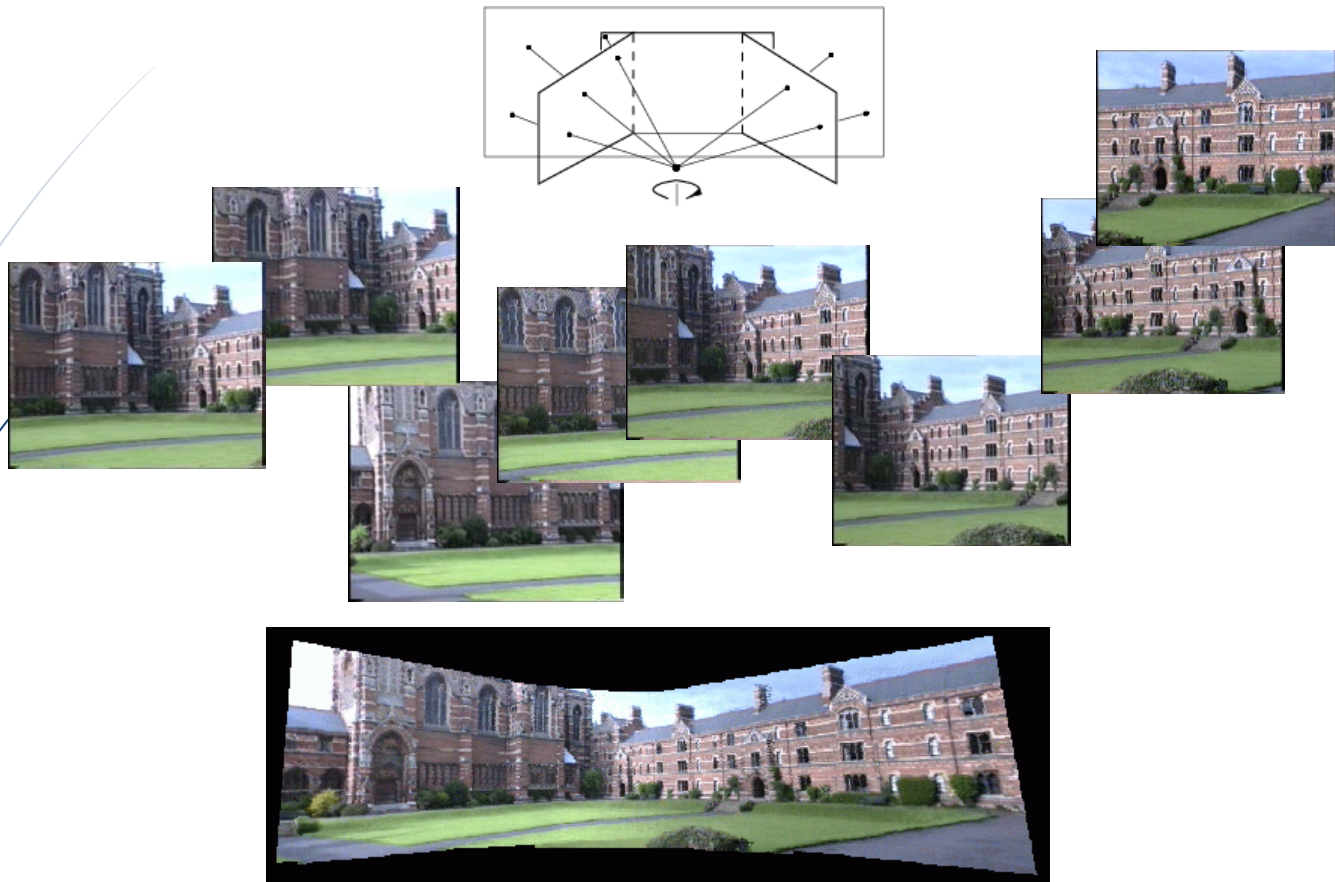
visual codeword with
displacement vectors



test image

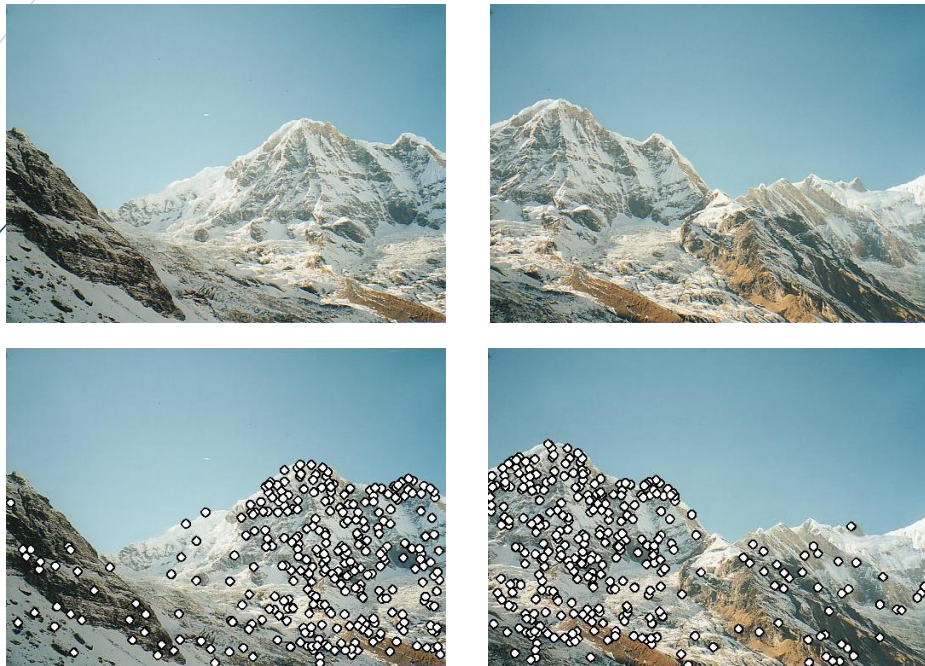
B. Leibe, A. Leonardis, and B. Schiele, [Combined Object Categorization and Segmentation with an Implicit Shape Model](#), ECCV Workshop on Statistical Learning in Computer Vision 2004

4. 应用实例：图像拼接及全景生成



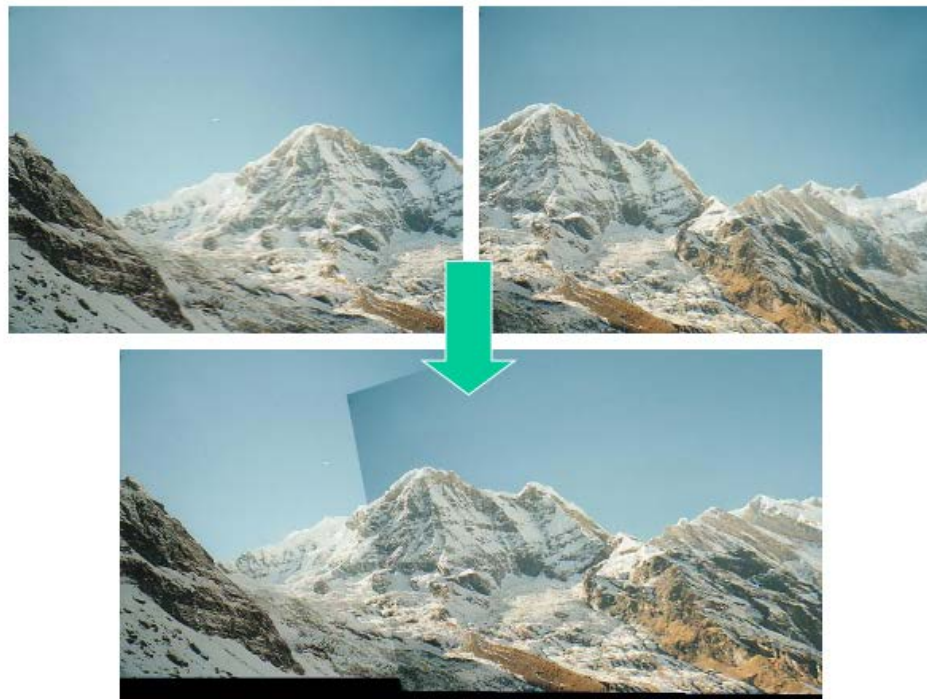
图像拼接及全景生成

步骤1 估计单应矩阵 (RANSAC)



图像拼接及全景生成

步骤1 估计单应矩阵 (RANSAC)



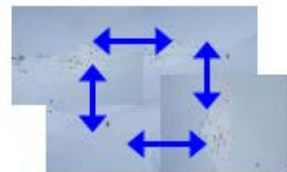
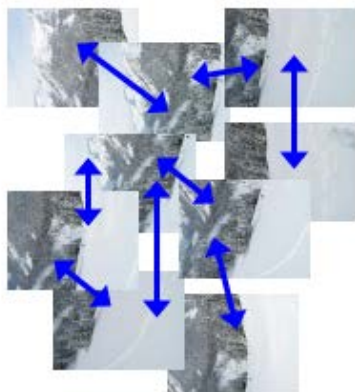
图像拼接及全景生成

步骤2 寻找相关图像集



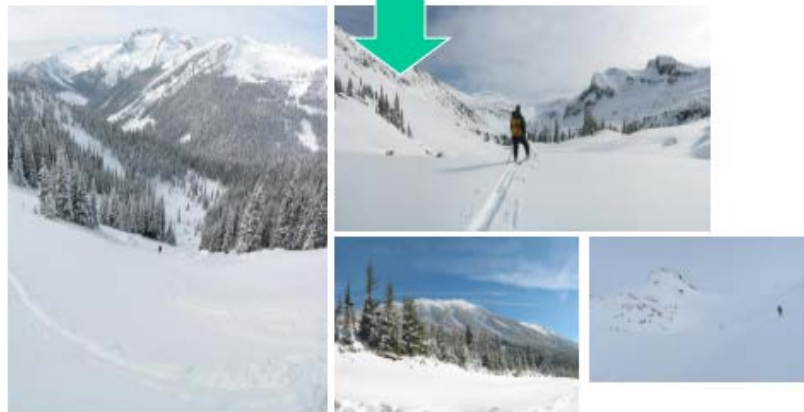
图像拼接及全景生成

步骤2 寻找相关图像集



图像拼接及全景生成

步骤3 图像缝合



全景生成

