



# 计算机视觉课程

## ——稠密点云重建



主讲人 隋博士



# 课程内容

## ✓ 稠密点云的获取方式

- ✓ Lidar 扫描
- ✓ Kinect
- ✓ 结构光
- ✓ 基于图像的方法-Multi-view Stereo

## ✓ 基础知识

- ✓ 极线条搜索
- ✓ 光度一致性约束
- ✓ 可视性约束

## ✓ 双目立体技术

- ✓ 局部的方法
- ✓ 全局的方法

## ✓ 多视角立体技术

- ✓ 体素着色法
- ✓ 表面变形法
- ✓ 基于空间patch 的方法
- ✓ 深度图融合

# 稠密点云的获取方式

## LiDAR扫描

精度高（毫米级别），效率高，有效范围几米到几百米，价格昂贵  
高反光，玻璃表面，吸收表面

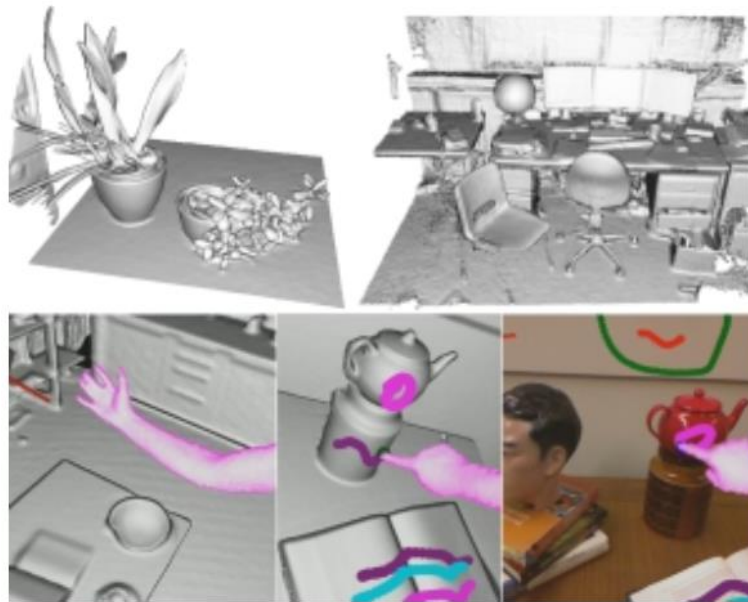


# 稠密点云的获取方式

## Kinect

使用方便，价格适中，速度较快

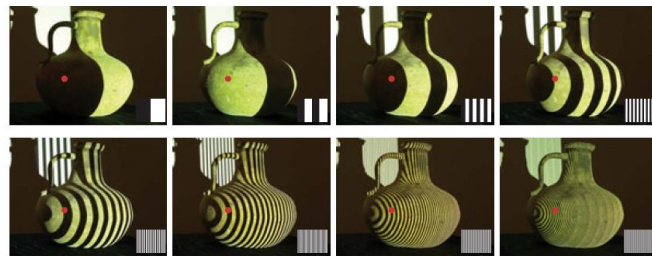
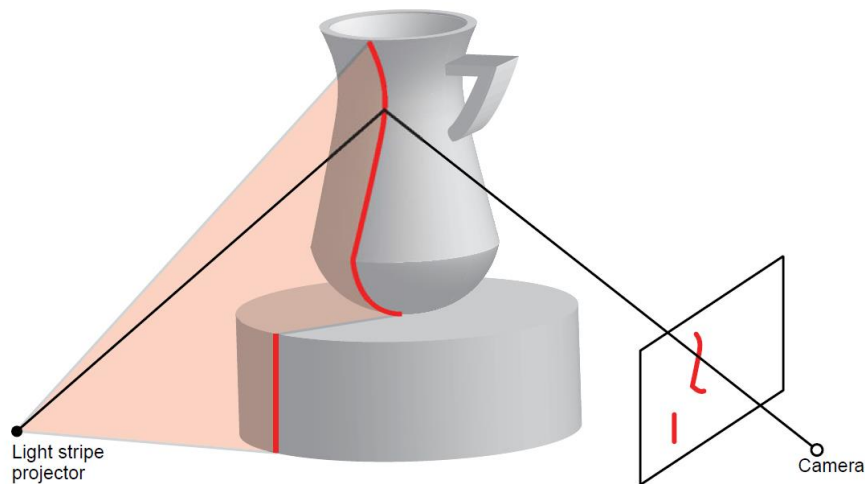
精度较低，有效距离短



# 稠密点云的获取方式

## 结构光(Structured Light)

高精度，高效率，近距离数据获取



基于灰度编码的二值样式



Hall-Holt and Rusinkiewicz's



Zhang et al 彩色结构光

# 稠密点云的获取方式

## 基于图像的方法-Multi-view Stereo

无源被动式，成本低，图像来源广，计算速度慢，精度较高



输入无序图像



运动恢复结构(SFM)



多视角立体重建(MVS)

# 课程内容

## ✓ 稠密点云的获取方式

- ✓ Lidar 扫描
- ✓ Kinect
- ✓ 多视角立体技术(Multi-view Stereo)

## ✓ 基础知识

- ✓ 极线条搜索
- ✓ 光度一致性约束
- ✓ 可视性约束

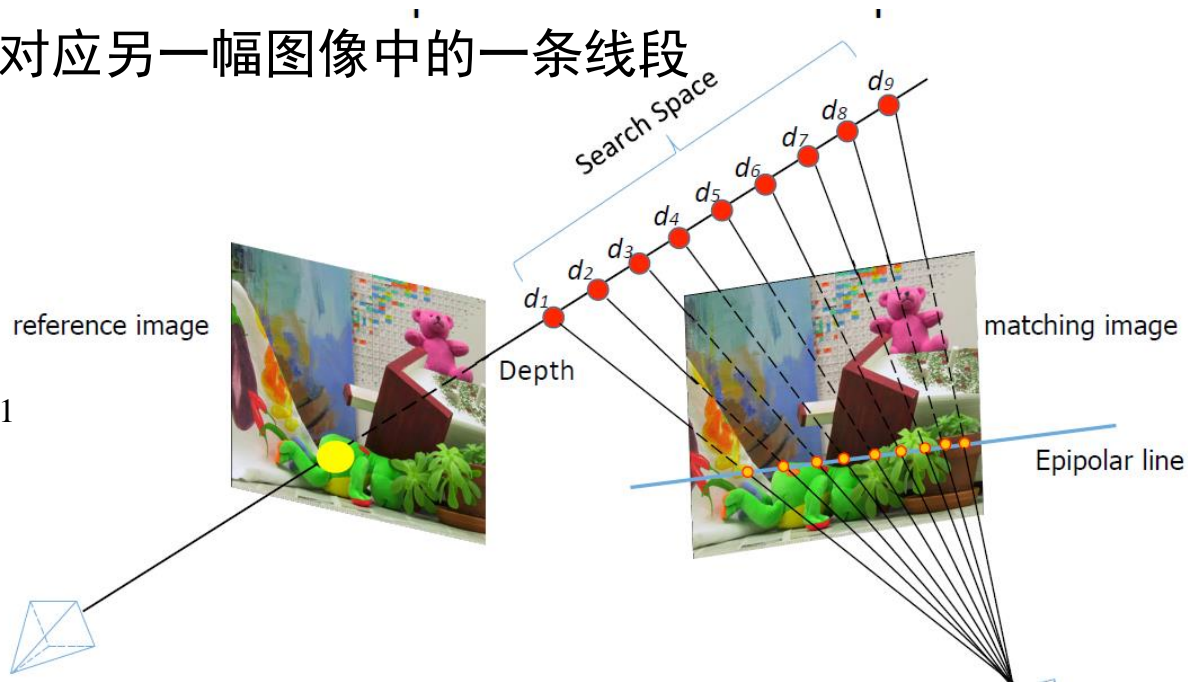
## ✓ 双目立体技术

- ✓ 局部的方法
- ✓ 全局的方法

## ✓ 多视角立体技术

- ✓ 体素着色法
- ✓ 表面变形法
- ✓ 基于空间patch 的方法
- ✓ 深度图融合

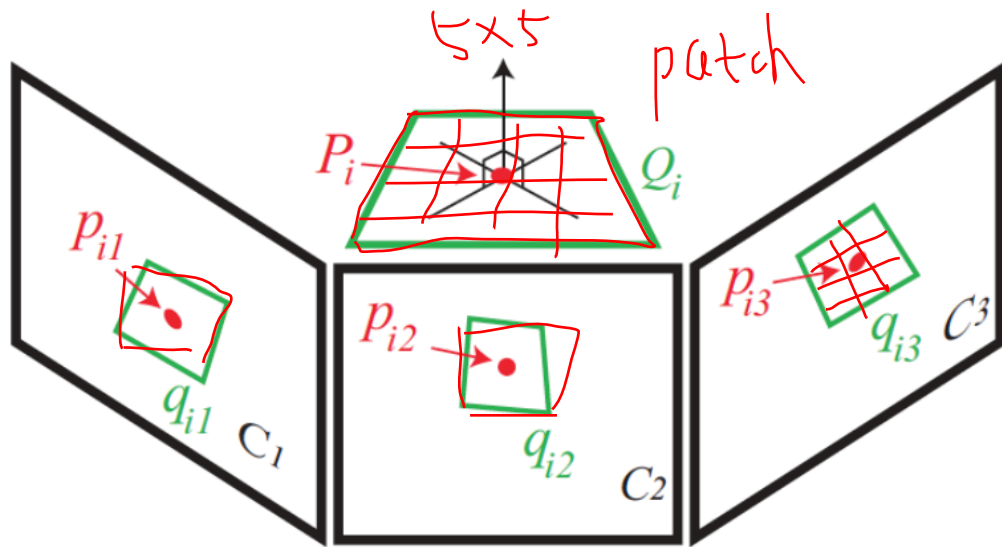
### 参考图像中的一点对应另一幅图像中的一条线段

$$l_1 = \mathbf{F}^T \mathbf{x}_2, \quad l_2 = \mathbf{F} \mathbf{x}_1$$




## 光度一致性假设

同一空间的点在不同视角的投影应当具有相同的光度

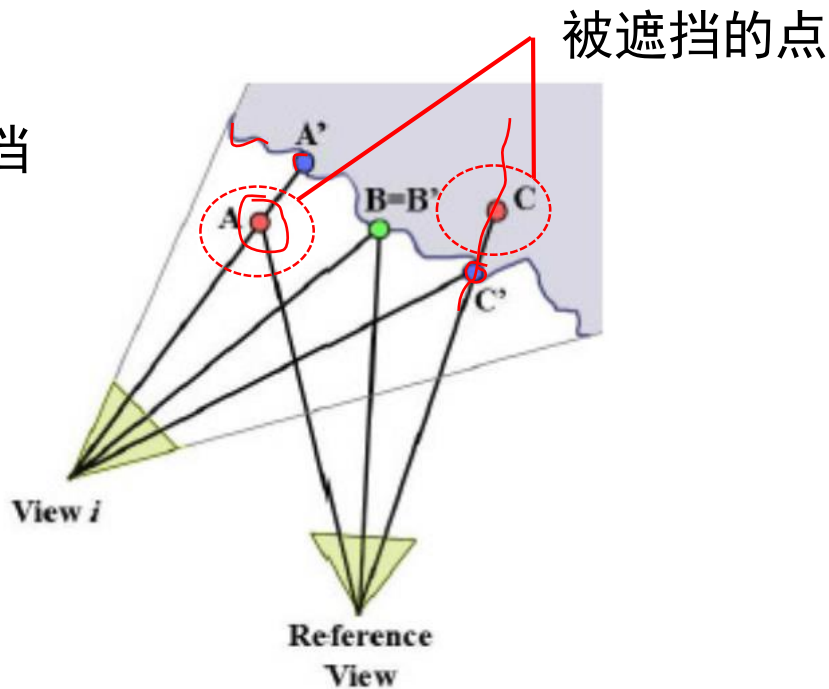


常用的计算区域光度一致性的方法有

- Sum of Squared Differences (SSD)
- Normalized Cross Correlation (NCC)
- Mutual Information
- Learning based Methods

## 可视性约束

图像中出现的点不能被遮挡



# 课程内容

## ✓ 稠密点云的获取方式

- ✓ Lidar 扫描
- ✓ Kinect
- ✓ 多视角立体技术(Multi-view Stereo)

## ✓ 基础知识

- ✓ 极线条搜索
- ✓ 光度一致性约束
- ✓ 可视性约束

## ✓ 双目立体技术

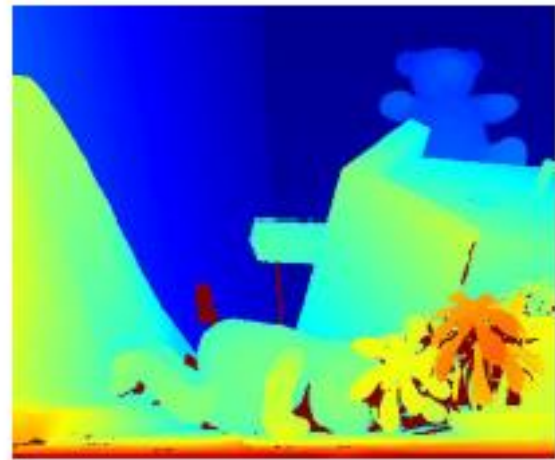
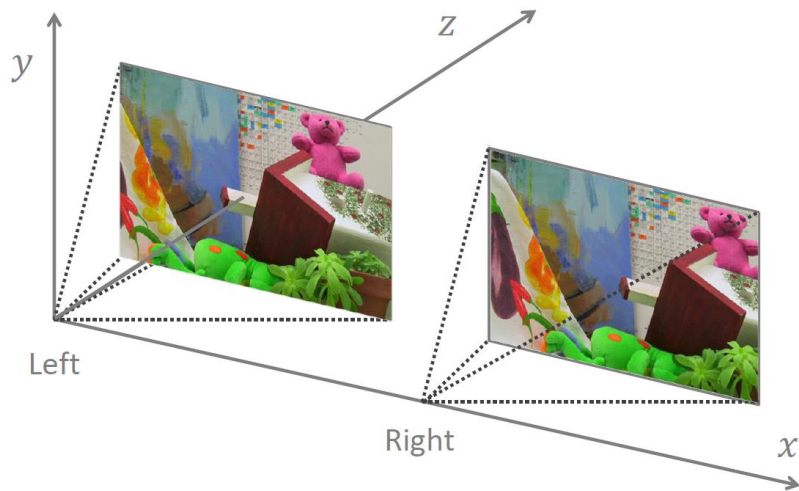
- ✓ 局部的方法
- ✓ 全局的方法

## ✓ 多视角立体技术

- ✓ 体素着色法
- ✓ 表面变形法
- ✓ 基于空间patch 的方法
- ✓ 深度图融合

# 双目立体技术

通过标定的两幅图像恢复深度图



# 双目立体技术

## 深度转化为视差-图像矫正

图像矫正前



$|x_1 - x_2|$

图像矫正后



$x_2$

$x_1$

矫正后的对应像素位于同一扫描线上，只有横向坐标差

# 双目立体技术

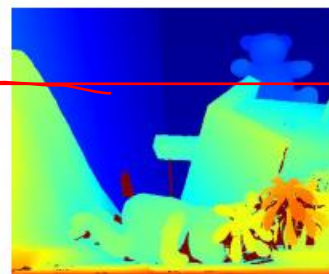
## 深度转化为视差



Left



Right



Left Disparity Map

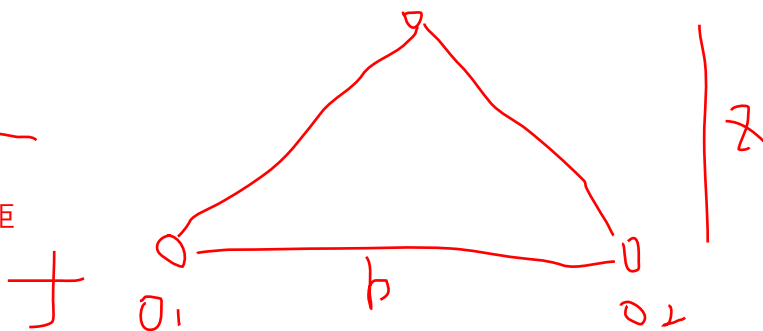
视差  $D(x, y)$  与像素对应关系

$$x' = x + D(x, y), \quad y' = y$$

视差  $D(x, y)$  与深度  $Z(x, y)$  对应关系

$$Z(x, y) = \frac{bf}{D(x, y)}$$

基线宽度  $\times$  焦距



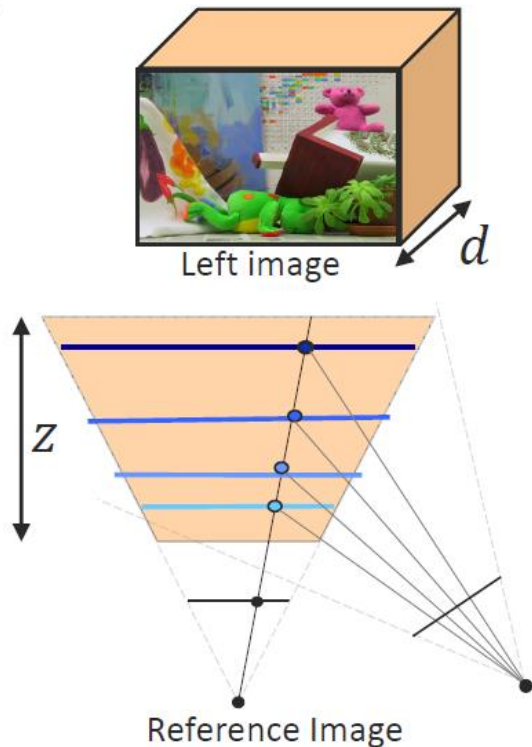
# 双目立体技术

## Plane Sweep

避免了图像矫正

构造深度离散空间( $d_{min}$ ,  $d_{max}$ )

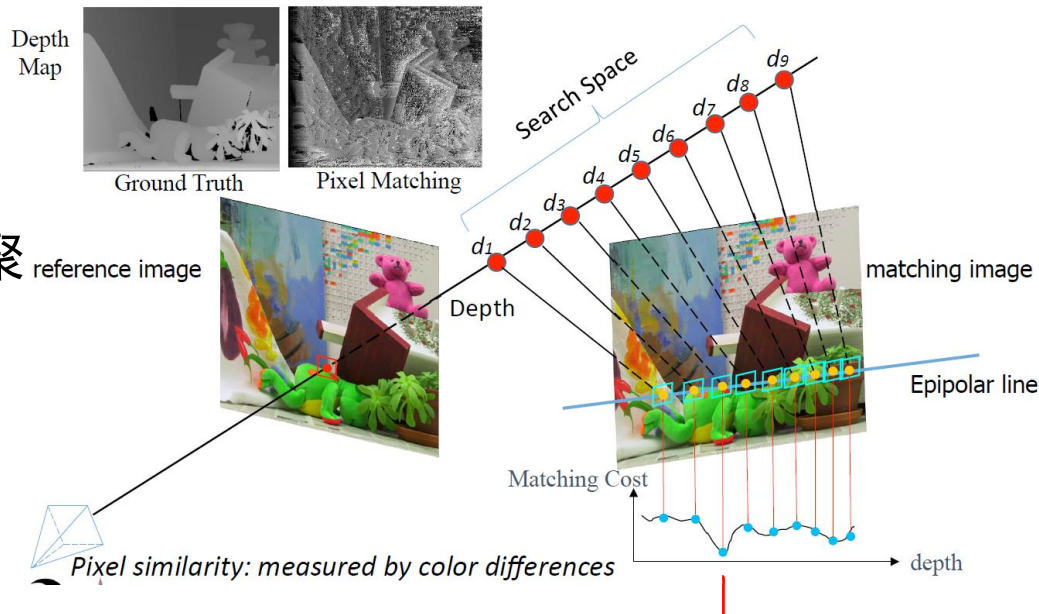
为每一个像素分配一个深度值



/0

# 局部的方法

- 参考图像上的每个像素**独立**计算 matching cost
- matching cost按照深度值进行聚合
- 取最小的matching cost 对应的深度值





## 无法处理的情况

- 光照变化
- 纹理单一区域
- 遮挡
- 不连续

## 数学模型

$$E(D) = E_{\text{data}}(D) + E_{\text{smooth}}(D)$$

标签是离散的深度值  $d \in L_D$   $L_D = [d_{\min}, d_{\max}]$

--数据项: matching cost

--平滑项: 先验约束

- 全局的最优问题 $D$
- 同时求解所有像素的深度
- 将立体匹配转化成多标签赋值问题

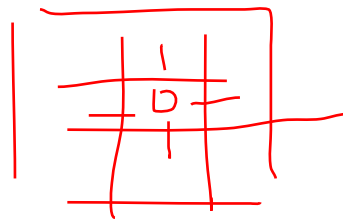
# 全局的方法

boykov

## 基于MRF的方法

$1 - \sqrt{cc}$

$$E(L) = \sum_{i \in \mathcal{V}} E_{\text{data}}(L(i)) + \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} E_{\text{smoothness}}(L(i), L(j))$$



### 数据项

$$E_{\text{data}}(L(i) = d) = C_{\text{BT}}(x, y, d)$$

$d_1$   $d_2$   $d_n$

### 优化

$\alpha$ -expansion,  $\alpha$ - $\beta$  swap

26

### 平滑项



Name	$E_{\text{smoothness}}(L(i), L(j))$
Truncated quadratic	$\beta \cdot \min(K, (L(i) - L(j))^2)$
Truncated absolute	$\beta \cdot \min(K,  L(i) - L(j) )$
<u>Potts model</u>	$\begin{cases} K & \text{if } L(i) \neq L(j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$
<u>Intensity-adaptive Potts model</u>	$\begin{cases} 2K & \text{if }  I_1(i) - I_2(j)  \leq \beta \text{ and } L(i) \neq L(j) \\ K & \text{if }  I_1(i) - I_2(j)  > \beta \text{ and } L(i) \neq L(j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$

# 课程内容

## ✓ 稠密点云的获取方式

- ✓ Lidar 扫描
- ✓ Kinect
- ✓ 多视角立体技术(Multi-view Stereo)

## ✓ 基础知识

- ✓ 极线条搜索
- ✓ 光度一致性约束
- ✓ 可视性约束

## ✓ 双目立体技术

- ✓ 局部的方法
- ✓ 全局的方法

## ✓ 多视角立体技术

- ✓ 体积法
- ✓ 表面变形法
- ✓ 基于空间patch的方法
- ✓ 深度图融合



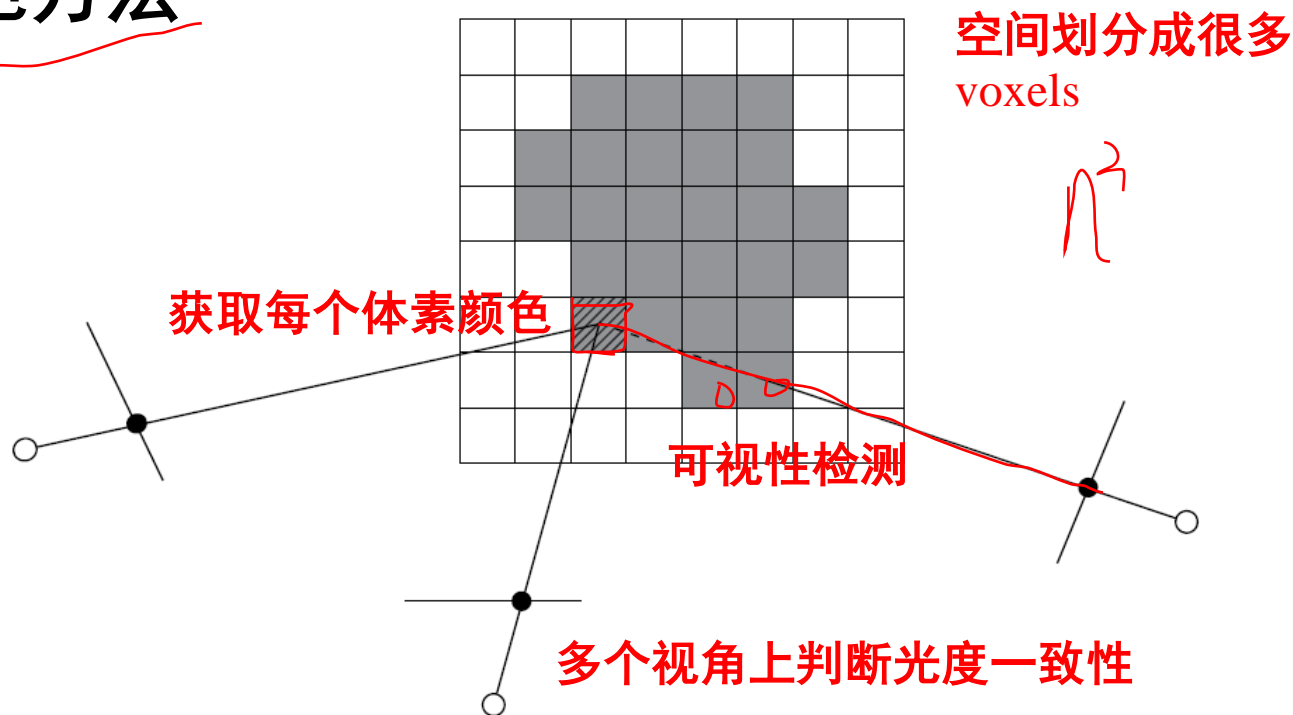
Left



Right

# 体积法

## 体素着色方法



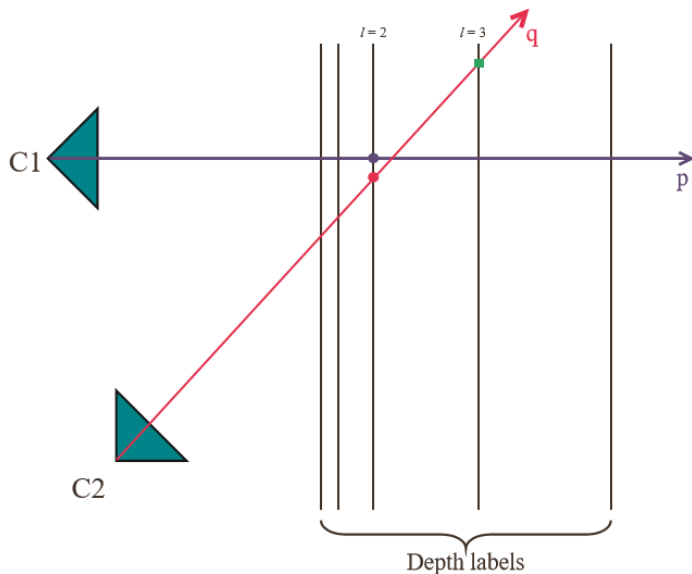
# 体积法

## 基于MRF的方法

参考图像上每个的像素分配一个标签（深度）

$$E(f) = E_{data}(f) + \overset{\text{平滑}}{E_{smoothness}(f)} + E_{visibility}(f)$$

- 数据项-光度一致性假设
- 平滑项-邻域假设
- 可视项-可视性约束



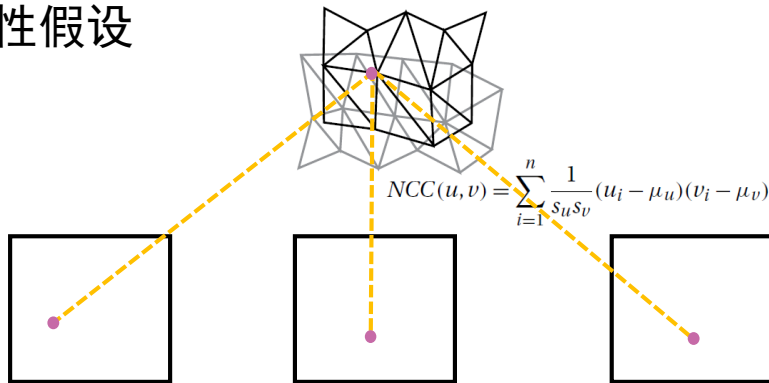
# 表面变形法

## 三维网格变形

将物体表面用三角网格表示，并用偏微分法进行进化

$$E(S) = E_{\text{texture}}(S) + E_{\text{silhouette}}(S) + E_{\text{internal}}(S)$$

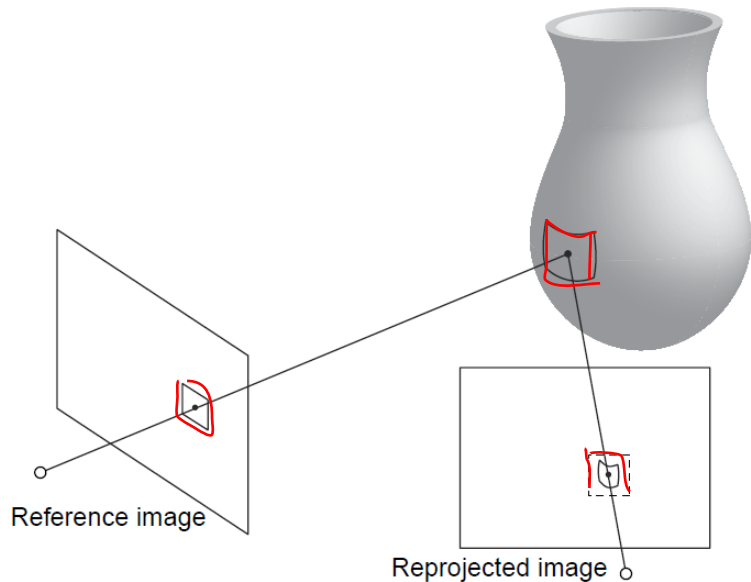
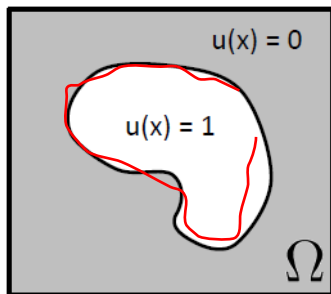
- 光度一致性假设
- 剪影范围
- 面积最小



# 表面变形法

## 基于水平集的表面变形

- 水平集  $f(S) = 0$  建立在体素上
- 数据项保证光度一致性约束
- 平滑项保证水平集自身属性



$$E(S) = \sum_{i=1}^M \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} E_{ij}(S)$$

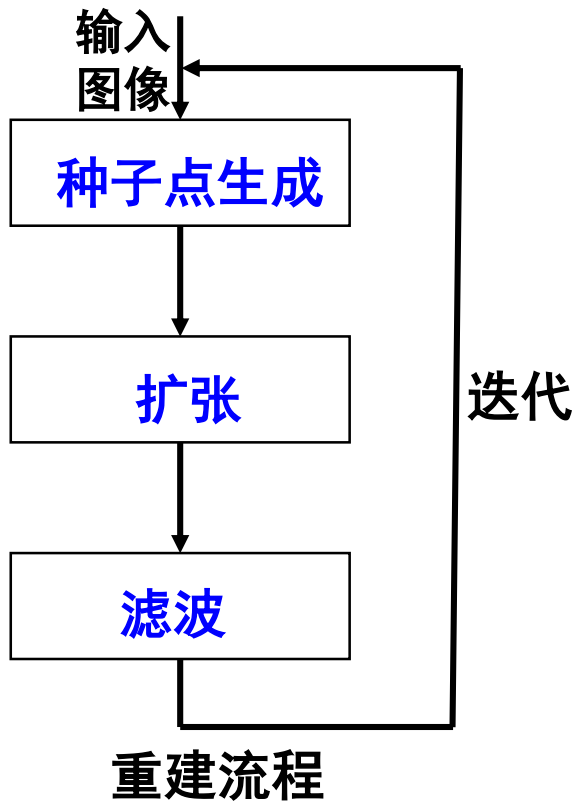


# 基于空间patch的方法

---

- 体积法/表面变形法仅适用于**小场景，单个物体，遮挡较少**的场景
- 基于空间patch的方法适用复杂场景，深度变化丰富，存在杂乱物体的场景

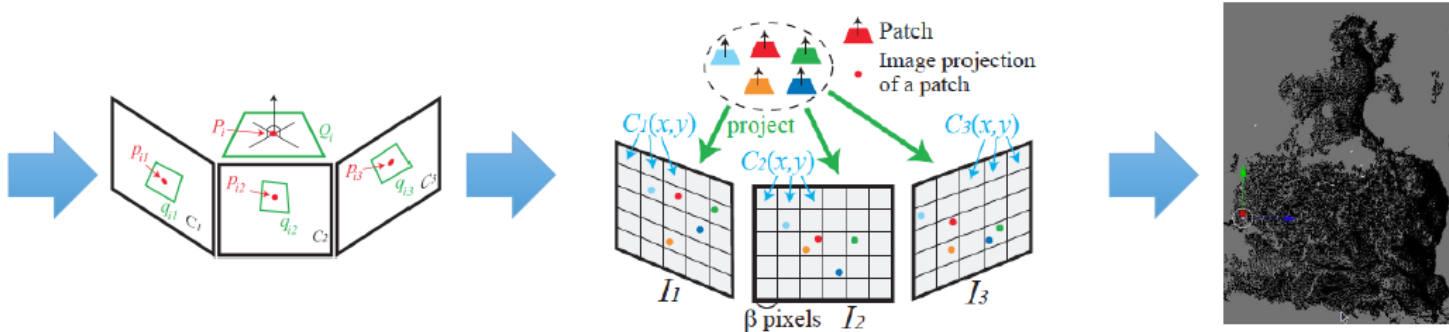
# 基于空间patch的方法



- 初始种子点生成采用SIFT,HOG等特征点
- 扩张过程对已重建三维点的邻域进行匹配
- 滤波过程采用两种约束去除噪声点
  - 光度一致性约束
  - 可视性约束

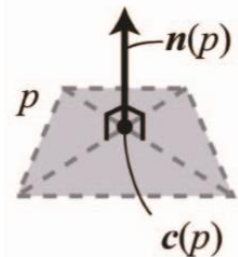
# PMVS

- 假设空间中的3D 矩形patch
- 通过一定规则的扩张方法，使得patch覆盖物体表面



## ● 3D Patch定义

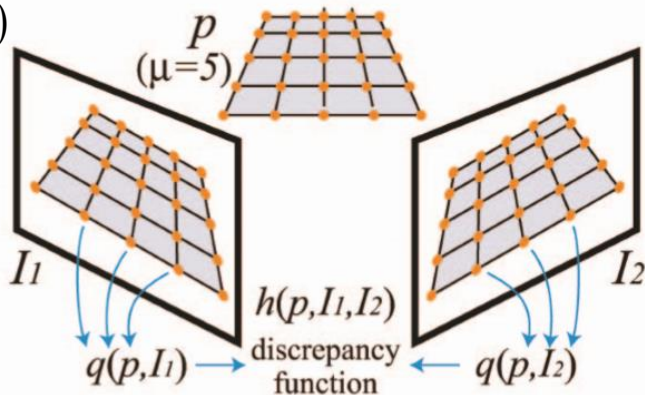
位置, 法向量  
大小 $5 \times 5$



$5 \times 5$

## ● 光度一致性约束 $h(p, I_1, I_2)$

Patch投影到不同图  
像上, 计算NCC



## ● 初始3D patch 的生成

1. 在图像上均匀计算HOG/Harris特征

2. 沿极线进行搜索找到匹配特征点

3. 对匹配对, 通过三角化建立patch

中心: 三角化确立

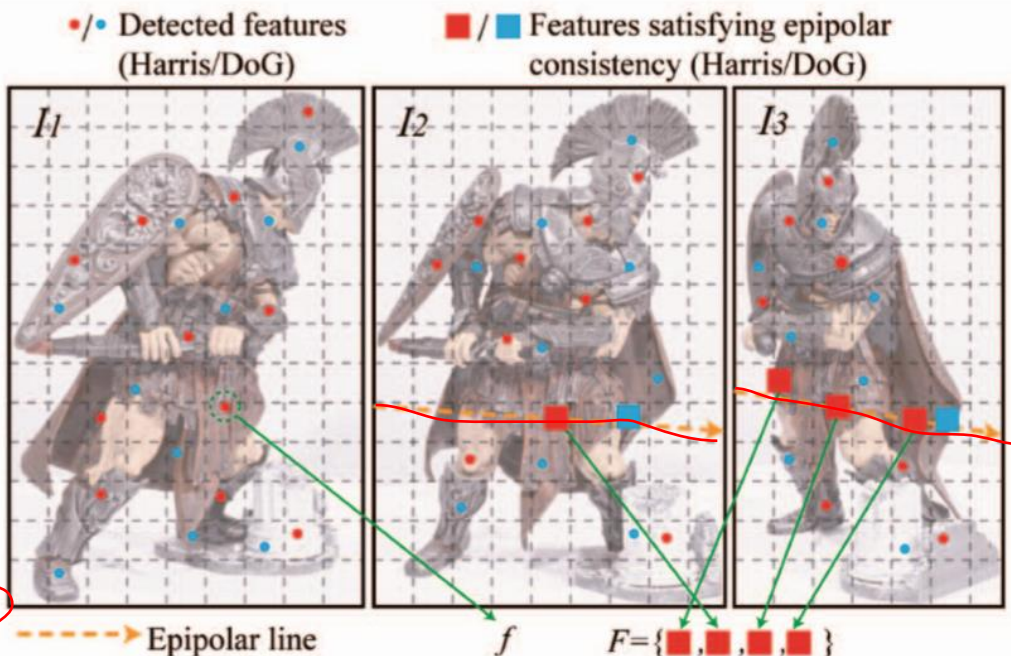
法向量: 指向参考图像

可视图像  $V(p)$ : 法向量和视线夹角足够小  
通过光度一致性约束对可视图像进行筛选

$$V^*(p) = \{I | I \in V(p), h(p, I, R(p)) \leq \alpha\}$$

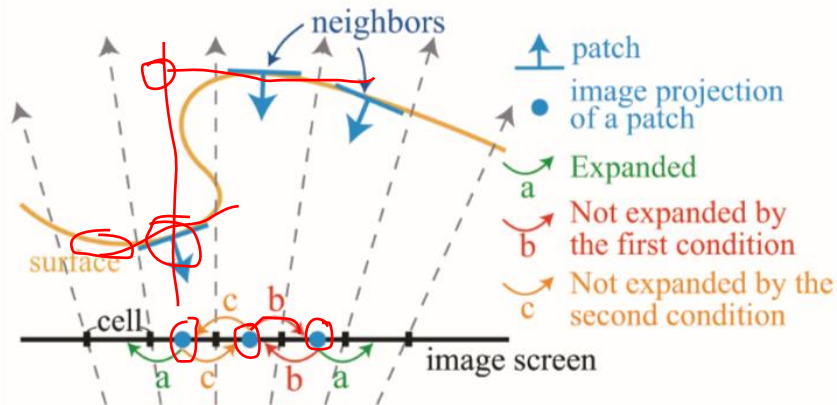
4. 对patch 位置和法向量进行优化

$$\min_{c(p), n(p)} g^*(p) = \frac{1}{|V^*(p) \setminus R(p)|} \sum_{I \in V^*(p) \setminus R(p)} h(p, I, R(p)).$$

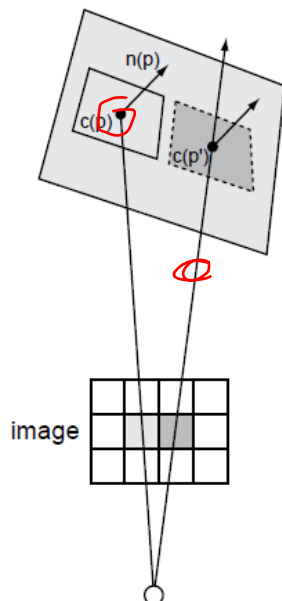


## ● Patch扩张

1. 将三维patch投影到图像上
2. 如果相邻cell没有patch 且深度连续  
则建立初始patch



3. 计算初始patch的可视图像，并进行优化



新建patch的可视图像和法向量的初始值等同于邻域patch

$$n(p') = n(p)$$

$$V(p') = V(p)$$

新建patch的位置设置为当前cell的视线和邻域patch所在的平面的交点

## ● Patch滤波

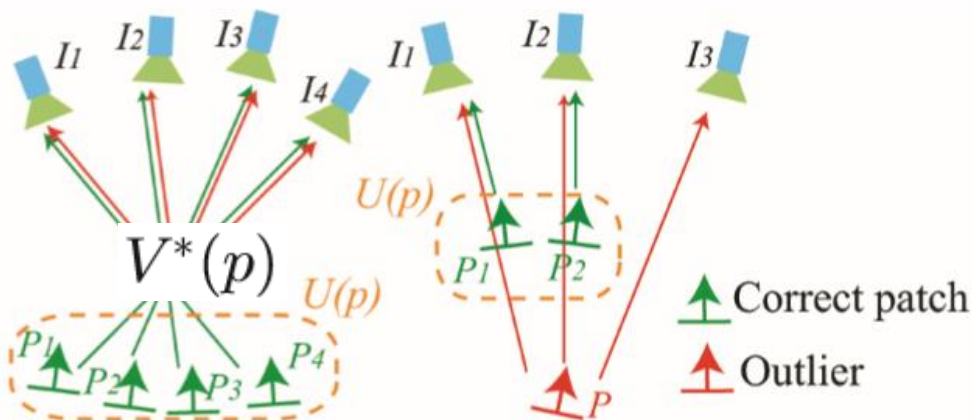
### 1. 可视性约束

$$|V^*(p)|(1 - g^*(p)) < \sum_{p_i \in U(p)} 1 - g^*(p_i)$$

### 2. 可视图像个数

$$|V^*(p)| < \gamma$$

### 3. 图像邻域中的cell同时也是空间邻域的比例小于0.25



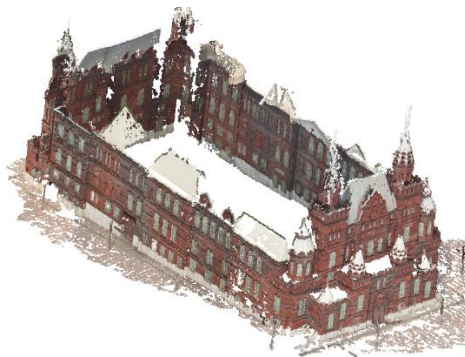
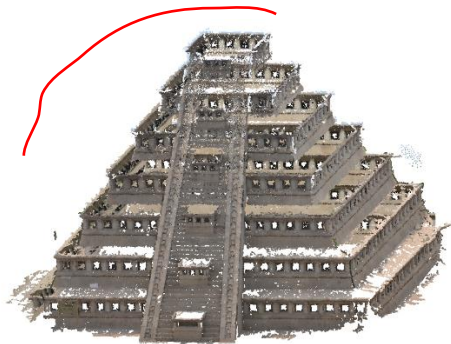
$$\text{空间邻域: } |(\mathbf{c}(p) - \mathbf{c}(p')) \cdot \mathbf{n}(p)| + |(\mathbf{c}(p) - \mathbf{c}(p')) \cdot \mathbf{n}(p')| < 2\rho_1$$

$U(p)$  : 三维上不是邻域, 但投影到图像上同一个cell



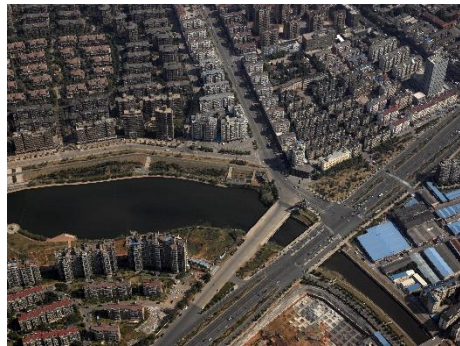
# PMVS

- 算法适用性强
- 使用于各种形状的物体





# PMVS



- 朗伯面假设
- 容易产生空洞



# PMVS

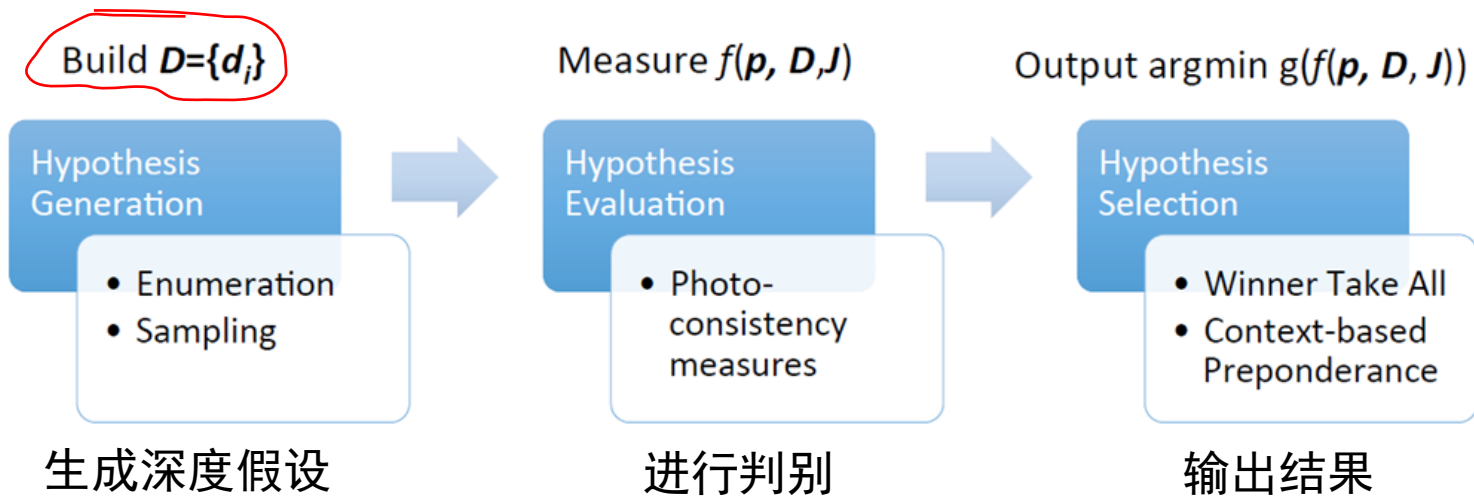


- 计算量非常大

影像集	影像数目	影像尺寸	运动恢复结构 (Hour)	稠密匹配 (Hour)
鲁甸	<u>407</u>	5616*3744	<u>0.253</u>	<u>4.752</u>
北川	273	5910*3854	<u>0.351</u>	3.545
连云港	782	5616*3744	0.643	7.414

# 基于深度图融合的方法

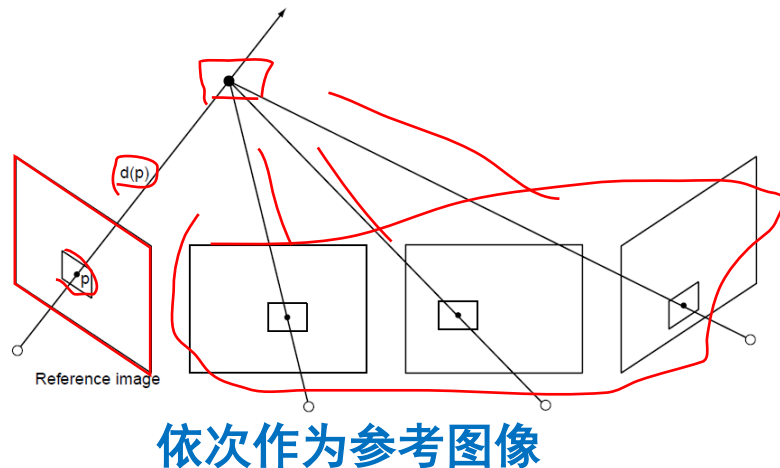
## ● 深度估计



# 基于深度图融合的方法

## ● 深度估计

1. 对参考图像某一点  $p$ ，给定深度  $d(p)$
2. 找到其它图像中的对应位置，计算归一化互相关
3. 所有的归一化互相关值较大时接收  $d(p)$



# 基于深度图融合的方法

## ● 相关视角的选择-全局视角选择

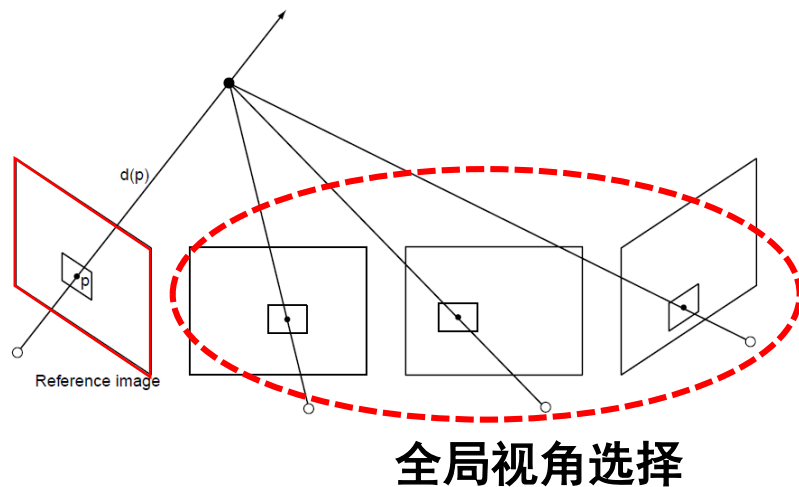
1. 图像具有相同的内容，外观和尺度
2. 图像具有足够大的视差（宽基线）

三角量测夹角适中

$$g_R(V) = \sum_{f \in \mathbf{F}_V \cap \mathbf{F}_R} w_N(f) \cdot w_s(f),$$

共有的特征点越多越好

图像尺度相似



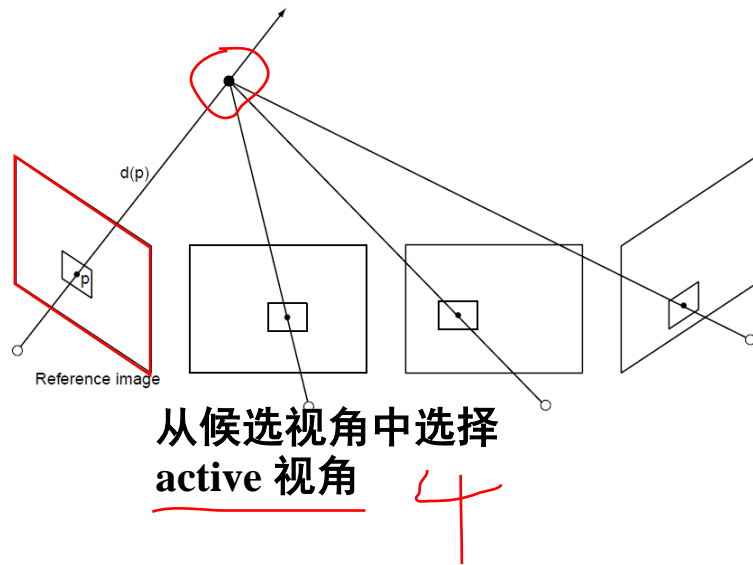
# 基于深度图融合的方法

## ● 相关视角的选择-局部视角选择

1. NCC值确定候选视角
2. 视线要足够分散(不共面)

$$l_R(V) = g_R(V) \cdot \prod_{V' \in A} w_e(V, V')$$

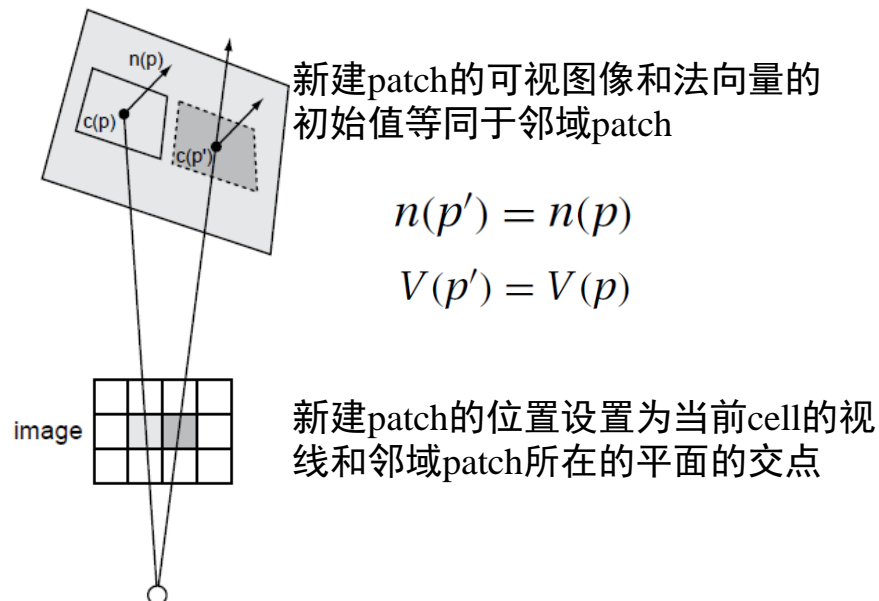
视线夹角



# 基于深度图融合的方法

## ● 区域生长扩张

1. 按照光度一致性建立优先级队列
2. 从初始的稀疏特征点开始
3. 每次重建完后将邻域添加到重建序列中





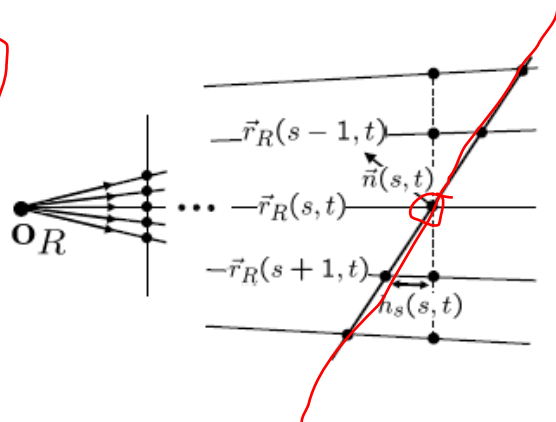
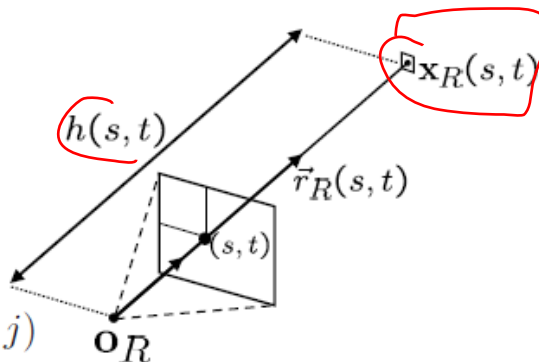
# 基于深度图融合的方法

## ● 非线性优化

### 二维点到三维点

$$\mathbf{x}_R(s, t) = \mathbf{o}_R + h(s, t) \cdot \vec{r}_R(s, t)$$

$$\mathbf{x}_R(s+i, t+j) = \mathbf{o}_R + [h(s, t) + ih_s(s, t) + jh_t(s, t)] \cdot \vec{r}_R(s+i, t+j)$$



### 光度一致性假设

$$I_R(s+i, t+j) = c_k(s, t) \cdot I_k(\mathbf{P}_k(\mathbf{x}_R(s+i, t+j))) \quad I_R(i, j) = c_k \cdot I_k(\mathbf{P}_k(\mathbf{o}_R + \vec{r}_R(i, j) \cdot (h + ih_s + jh_t)))$$

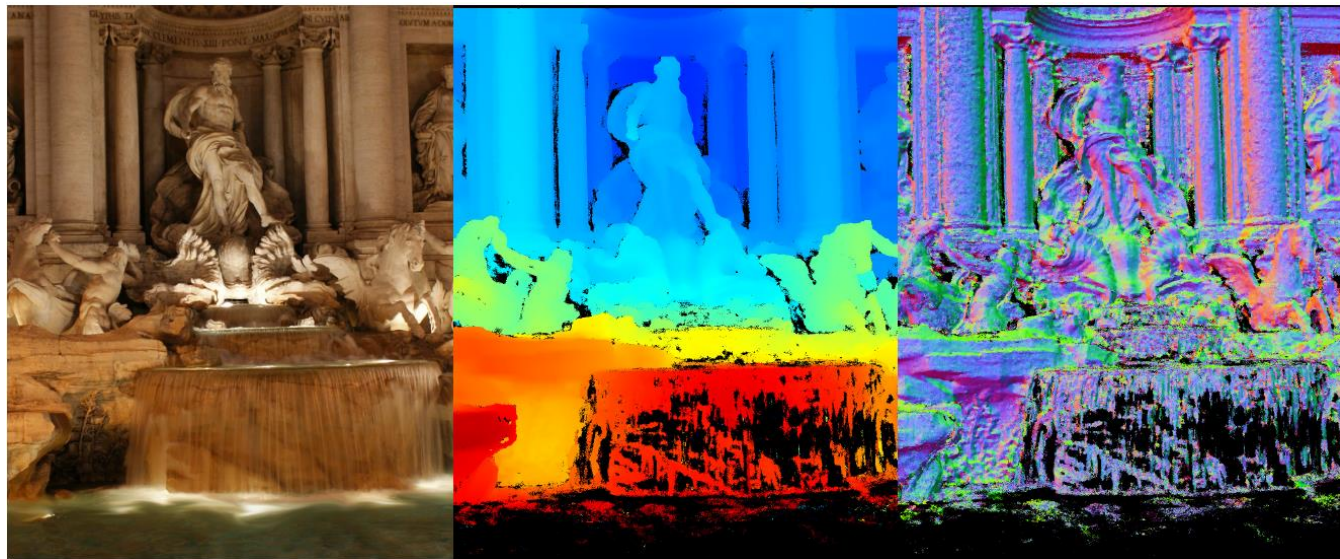
### 泰勒展开

$$I_R(i, j) = c_k \cdot I_k(\mathbf{P}_k(\mathbf{o}_R + \vec{r}_R(i, j) \cdot (h + ih_s + jh_t))) + \frac{\partial I_k(i, j)}{\partial h} \cdot (dh + i \cdot dh_s + j \cdot dh_t).$$



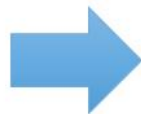
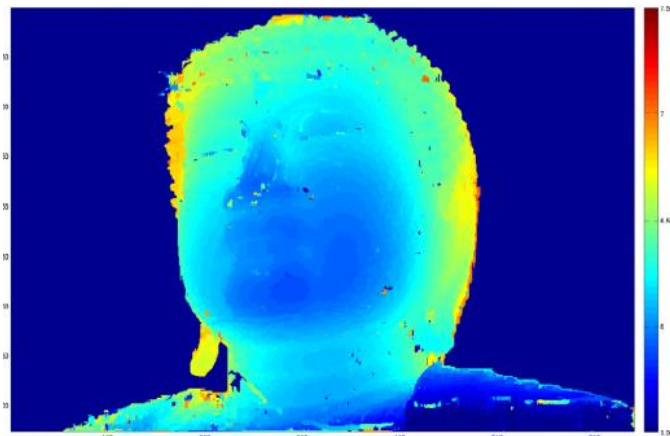
# 基于深度图融合的方法

- 深度估计结果



# 基于深度图融合的方法

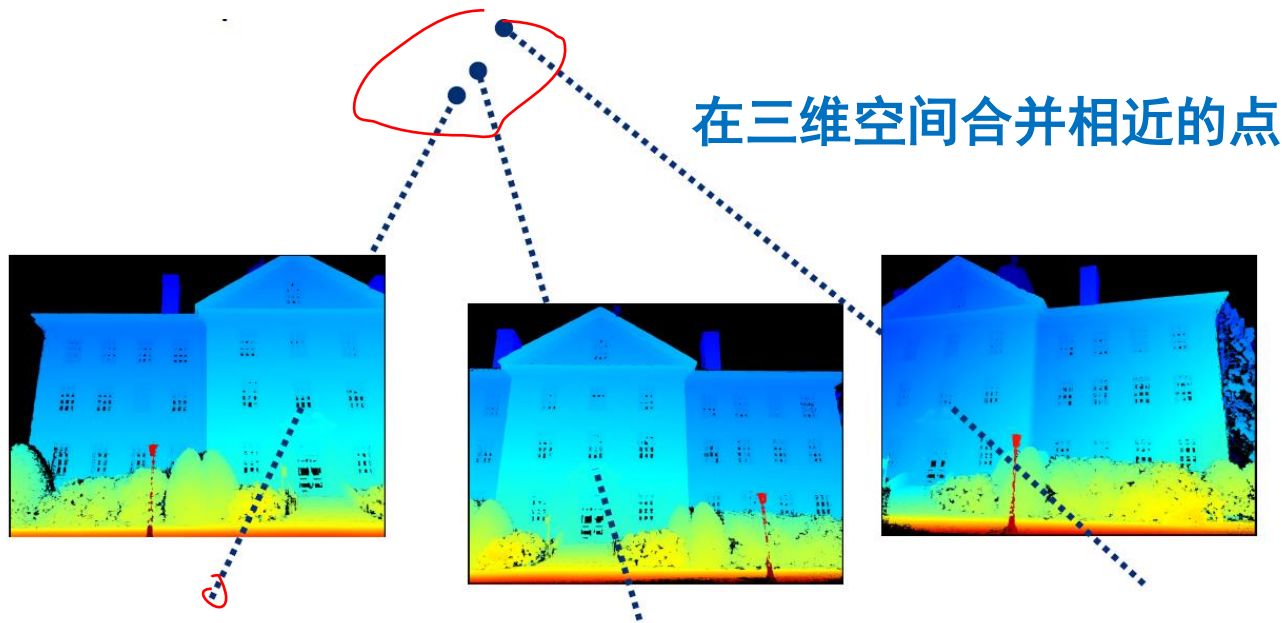
## ● 深度融合



直接聚合？ 一致性，可视性

# 基于深度图融合的方法

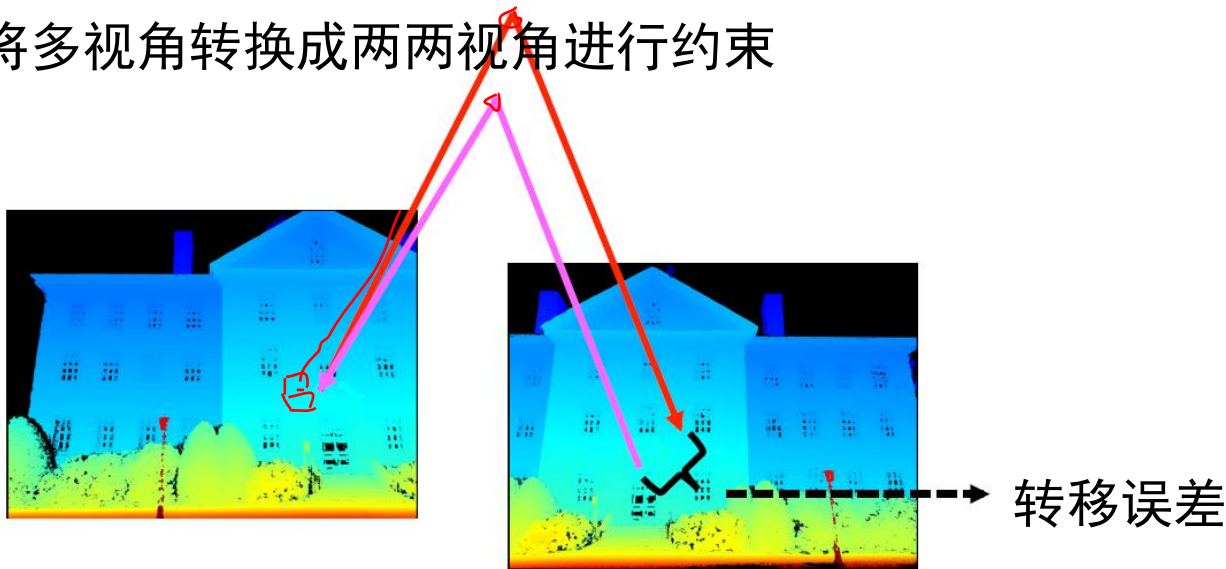
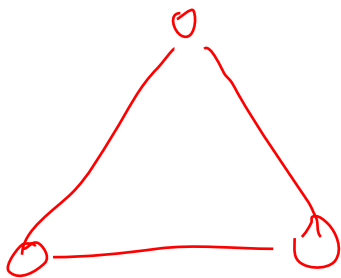
- 深度融合-一致性约束



# 基于深度图融合的方法

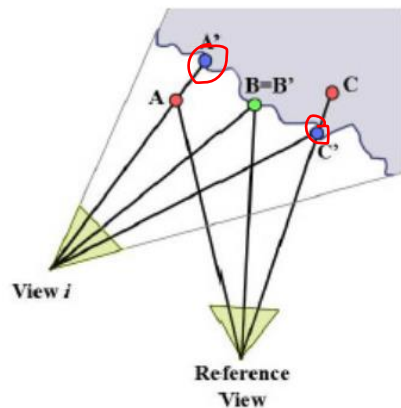
## ● 深度融合-一致性约束

二维空间的邻域约束-将多视角转换成两两视角进行约束

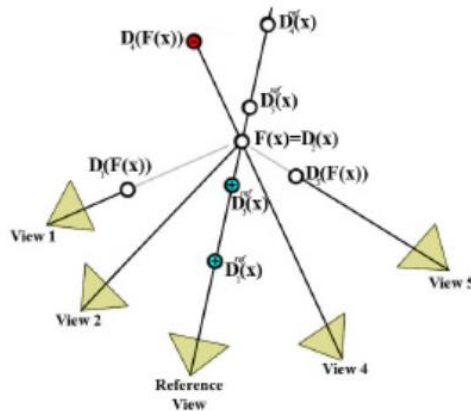


# 基于深度图融合的方法

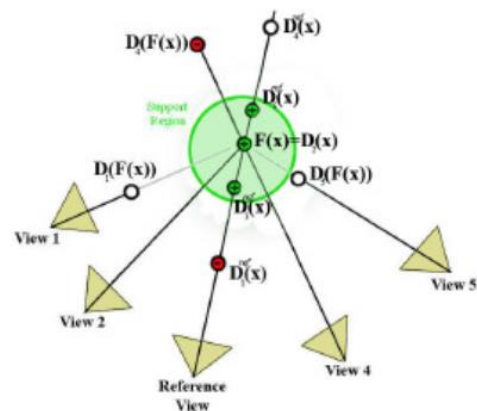
## ● 深度融合-可视性约束



(a) Visibility relations between points



(b) Stability calculation



(c) Support estimation

Merrel et al. ICCV 2007

# 基于深度图融合的方法

相比较于双目立体视觉技术，视角增多，深度估计  
准确度提升

只用到光度一致性约束和可视性约束







**感谢各位聆听 !**  
Thanks for Listening ●