

图象工程（下）

# 图 象 理 解

（第4版）

章毓晋

清华大学电子工程系 100084 北京



## 第2单元 景物重建

- 第6章 立体视觉：双目
- 第7章 立体视觉：多目
- 第8章 景物恢复：多图象
- 第9章 景物恢复：单图象

对图象的理解先要从图象恢复场景，即借助2-D图象重建3-D场景

立体视觉是解决3-D重建的一种重要方法  
恢复景物就是要恢复景物的本征特性  
从形状恢复景物  $\Leftrightarrow$  “从X得到形状”



## 第6章 立体视觉：双目

立体视觉主要研究如何借助多图象成像技术从多幅图象里获取场景中物体的距离（深度）信息

- 6.1 立体视觉模块
- 6.2 基于区域的双目立体匹配
- 6.3 基于特征的双目立体匹配
- 6.4 视差图误差检测与校正



## 6.1 立体视觉模块

### 六个模块 $\Leftrightarrow$ 六项工作

1. 摄像机标定 (2.3节)
2. 图象获取 (2.2节、2.4节、4.2节)
3. [特征提取] (中册第2单元、第3单元)

立体视觉借助从不同点对同一景物观察所得视差来帮助求取3-D信息（特别是深度信息）。所以需要判定同一景物在不同图象中的对应关系

选择合适的图象特征以进行多图象间的匹配



## 6.1 立体视觉模块

### 六个模块 $\Leftrightarrow$ 六项工作

#### 4. 立体匹配

根据对所选特征（特殊情况下是象素灰度）的计算来建立特征之间的对应关系，从而建立同一个空间点在不同图象中的象点之间的关系，并由此得到相应的视差图象

#### 5. 3-D信息恢复（4.2节）

根据所得到的视差图象，可以进一步计算深度图象，并恢复场景中的3-D信息



## 6.1 立体视觉模块

### 六个模块 $\Leftrightarrow$ 六项工作

#### 6. 后处理

3-D信息常不完整或存在一定的误差

(1) [深度插值] (上册6.2节)

否则只能恢复出图象中特征点处的视差值

(2) (匹配) 误差校正 (6.4节)

(3) (视差计算) 精度改善

从像素级视差进到亚像素级视差 (7.4节)



## 6.2 基于区域的双目立体匹配

直接用单点灰度搜索可能受到图象中许多点会有相同灰度，图象噪声等因素影响而不实用

⇒ 基于区域（像素灰度）的匹配

### 6.2.1 模板匹配

### 6.2.2 立体匹配



## 6.2.1 模板匹配

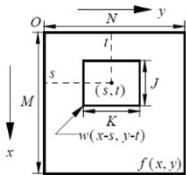
### 相关函数

$$c(s, t) = \sum_x \sum_y f(x, y) w(x - s, y - t)$$

对 $f$ 和 $w$ 幅度值变化比较敏感

### 相关系数

$$\gamma(s, t) = \frac{\sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}(x, y)] [w(x - s, y - t) - \bar{w}]}{\left\{ \sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}(x, y)]^2 \sum_x \sum_y [w(x - s, y - t) - \bar{w}]^2 \right\}^{1/2}}$$



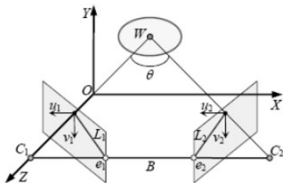




## 6.2.2 立体匹配

### 1. 极线约束

$C_1$ 和 $C_2$ 之间的连线称**光心线**，光心线与左右象平面的交点 $e_1$ 和 $e_2$ 分别称为左右象平面的



**极点**，光心线与物点 $W$ 在同一个平面中，这个平面称为**极平面**，极平面与左右象平面的交线 $L_1$ 和 $L_2$ 分别称为物点 $W$ 在左右象平面上投影点的**极线**



## 6.2.2 立体匹配

### 1. 极线约束

极点 $\Leftrightarrow$ 极线

象点 $\Leftrightarrow$ 光线

汇聚到光学中心1  
的光线在成像平  
面2上交于一点

该点为极点  
投影线为极线

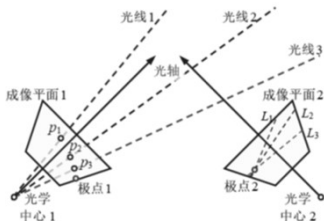


图 6.2.3 极点与极线的对应



## 6.2.2 立体匹配

### 1. 极线约束

极线模式提供了摄像机之间  
相对位置和朝向的信息

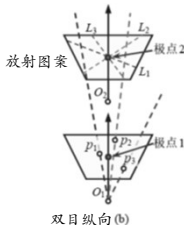
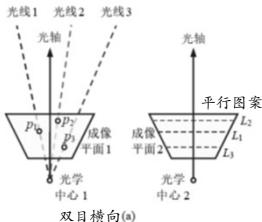


图 6.2.4 极线模式示例



## 6.2.2 立体匹配

### 1. 极线约束

本质矩阵 $E$ （也称本征矩阵）

描述 $W$ 在两幅图象上的投影点坐标之间的联系

$E$ 可分解为一个正交的旋转矩阵 $R$ 后接一个平移矩阵 $T$ （ $E = RT$ ）

5个自由度  $p_2^T E p_1 = 0$

在对应图象上通过两投影点 $p_1$ 和 $p_2$ 的极线分别满足 $L_2 = E p_1$ 和 $L_1 = E^T p_2$ 。而在对应图象上通过 $p_1$ 和 $p_2$ 的极点分别满足 $E e_1 = 0$ 和 $E^T e_2 = 0$



## 6.2.2 立体匹配

### 1. 极线约束

本质矩阵 $E$ 的计算

3个矢量 $O_1O_2$ ,  $O_1W$   
和 $O_2W$ 是共面的

矢量 $a$ ,  $b$ ,  $c$ 共面的  
准则可写为 $a \cdot (b \times c) = 0$

矢量 $O_1W \propto Rp_1$ , 矢  
量 $O_1O_2 \propto T$ , 且矢量 $O_2W$   
 $= p_2 - p_2^T(T \times Rp_1) = p_2^TEp_1 = 0$

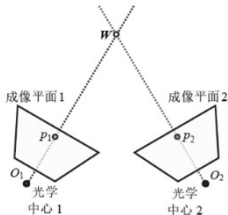


图 6.2.6 本质矩阵的推导



## 6.2.2 立体匹配

### 1. 极线约束

**基本矩阵** $F$ （也称**基础矩阵**）

描述图象没有校正时投影点坐标之间的联系

设摄像机的内参数矩阵分别为 $G_1$ 和 $G_2$

校正前后：
$$p_1 = G_1^{-1} q_1$$
$$p_2 = G_2^{-1} q_2$$
原始像素坐标

两图联系：
$$q_2^T F q_1 = 0$$

7个自由度  $F = (G_2^{-1})^T E G_1^{-1}$  包含所有用于摄像机校正的信息



## 6.2.2 立体匹配

### 2. 匹配中的影响因素

- (1) 由于景物自身形状或景物互相遮挡的原因，用左图象确定的某些模板不一定能在右图象中找到完全匹配的位置。此时常需根据其他匹配位置的匹配结果来插值这些无法匹配点的数据
- (2) 表达每个像素的模板图象应有不同模式。但在平滑区域得到的模板图象常具有相同或相近的模式，从而使匹配具有不确定性，并导致产生误匹配。此时常需要将一些随机的纹理投影到这些表面上以将平滑区域转化为纹理区域



## 6.3 基于特征的双目立体匹配

6.3.1 基本步骤

6.3.2 尺度不变特征变换

6.3.3 加速鲁棒性特征

6.3.4 动态规划匹配





## 6.3.1 基本步骤

### 典型方法的主要步骤

- (1) 在图象中选取用于匹配的特征点（图象中的一些特殊点，如边缘点、角点、拐点、地标点、显著点等。6.3.2小节，6.3.3小节）
- (2) 匹配立体图象对中的特征点对（见下）
- (3) 计算匹配点对的视差，获取匹配点处的深度
- (4) 对（从稀疏的特征点对）得到的深度值结果进行插值以获得稠密的深度图



## 6.3.1 基本步骤

### 1. 利用边缘点的匹配

特征点图象（借助灰度梯度计算，P.144）

$$t(x, y) = \max\{H, V, L, R\}$$

两个区域间的灰度拟合度

$$A(l) = \sum_{(x, y) \in W} [f_L(x, y) - f_R(x + l_x, y + l_y)]^2$$

初始匹配概率  $P^{(0)}(l) \propto 1/A(l)$

使用松弛迭代法计算匹配概率最大点



## 6.3.1 基本步骤

### 2. 利用零交叉点的匹配

利用高斯函数的拉普拉斯算子 (LoG) 计算零交叉模式来获得匹配基元 (16种连通性)

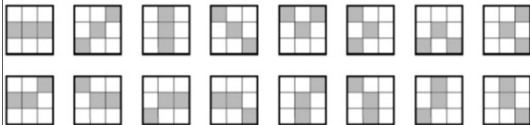


图 6.3.1 16种零交叉模式图示

左图象：零交叉模式，右图象：可能的匹配点



## 6.3.1 基本步骤

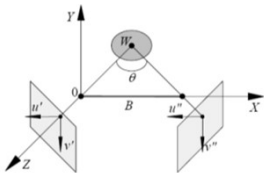
### 3. 特征点深度

例：3-D空间中一个特征点 $W(x, y, -z)$ 通过正交投影后在左右图上分别为：

$$(u', v') = (x, y)$$

$$(u'', v'') = [(x-B)\cos\theta - z\sin\theta, y]$$

按先平移再旋转的  
坐标变换对 $u''$ 计算



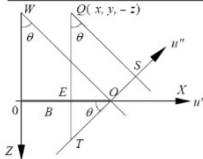


### 6.3.1 基本步骤

平行于 $XZ$ 平面（极平面）的一个平面图:

{P.145}  $u'' = \overline{OS} = \overline{ST} - \overline{TO} = (\overline{QE} + \overline{ET}) \sin \theta - \frac{B-x}{\cos \theta}$

$$u'' = -z \sin \theta + (B-x) \tan \theta \sin \theta - \frac{B-x}{\cos \theta} = (x-B) \cos \theta - z \sin \theta$$



## 特征点深度

$$-z = u'' \csc \theta + (B - u') \cot \theta$$



## 6.3.1 基本步骤

### 4. 稀疏匹配点

**注意：**仅由稀疏的匹配点并不能唯一地恢复物体外形

**示例：**过这4个点的曲面可以有无穷多个

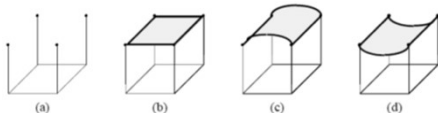


图 6.3.4 仅由稀疏的匹配点并不能唯一地恢复物体外形



## 6.3.2 尺度不变特征变换

**SIFT:** 一种显著特征检测方法，也是一种（梯度域）的局部描述符（矢量）

• **构建多尺度表达:**  $L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes f(x, y)$

高斯卷积核 
$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[\frac{-(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right]$$

尺度因子 $\sigma$ 的大小与平滑程度相关

用一系列尺度因子不同的高斯卷积核与图象卷积来构建高斯金字塔



## 6.3.2 尺度不变特征变换

**SIFT:** 128-D矢量, 三类信息: 位置、尺度、方向

• **搜索显著特征点:** 利用高斯差 (DoG) 算子

DoG金字塔 (确定位置和所在尺度)

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, h\sigma)] \otimes f(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, h\sigma)$$

确定每个体素的梯度模 (幅度) 和方向参数

$$m(x, y) = \sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2}$$

$$\theta(x, y) = \arctan\{[L(x, y+1) - L(x, y-1)]/[L(x+1, y) - L(x-1, y)]\}$$

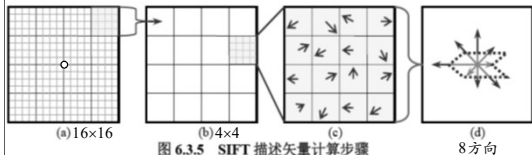




## 6.3.2 尺度不变特征变换

**SIFT:** 128-D矢量, 三类信息: 位置、尺度、方向

- **确定显著特征点的方向:** 将邻域里象素的方向间隔 $45^\circ$  结合起来得到显著特征点的方向矢量





## 6.3.2 尺度不变特征变换

SIFT描述符对图象的尺度缩放、旋转和光照变化具有不变性，对仿射变换、视角变化、局部形状失真、噪声干扰等也有一定的稳定性

借助SIFT可以在图象尺度空间中确定大量覆盖图象的不随图象的平移、旋转和放缩而变化的局部区域



图 6.3.6 显著片检测结果示例



## 6.3.3 加速鲁棒性特征

**SURF:** 对SIFT加速, 更抗噪声

SIFT描述符的描述矢量维数高计算量也较大

### 1. 基于Hessian矩阵确定感兴趣点

$$H[x, y, \sigma] = \begin{bmatrix} h_{xx}(x, y, \sigma) & h_{xy}(x, y, \sigma) \\ h_{xy}(x, y, \sigma) & h_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix}$$

高斯二阶  
微分卷积

$$\det(H) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \frac{\partial^2 f}{\partial xy} \frac{\partial^2 f}{\partial xy}$$

行列式在尺度空间和图象空间（位置）具有最大（特征）值的点被称为**感兴趣点**



## 6.3.3 加速鲁棒性特征

**SURF:** 对SIFT加速, 更抗噪声

### 1. 基于Hessian矩阵确定感兴趣点

用盒滤波器近似Hessian矩阵, 借助积分图像

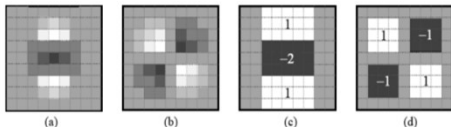


图 6.3.7 高斯二阶偏微分响应及其近似 (浅色代表正值, 深色代表负值, 中间灰度代表 0)

$$\det(H_A) = A_{xx}A_{yy} - (wA_{xy})^2 \text{ 补偿权重 } w \approx 0.9$$



## 6.3.3 加速鲁棒性特征

### 2. 尺度空间表达

将不同尺寸  
的盒滤波器直接  
用于原始图象

表 6.3.1 尺度空间分组情况

组	1					2					...
间隔	1	2	3	4	...	1	2	3	4	...	...
盒滤波器边长	9	15	21	27	...	15	27	39	51	...	...
$\sigma = \text{边长} \times 1.2/9$	1.2	2	2.8	3.6	...	2	3.6	5.2	6.8	...	...

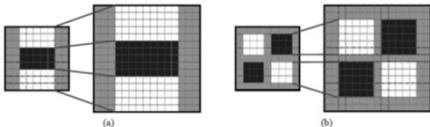


图 6.3.8 两个相邻尺度层 (9x9 和 15x15) 之间的滤波器



## 6.3.3 加速鲁棒性特征

### 2. 尺度空间表达

尺度空间被分成若干个组（互相重叠）  
每个组都分成常数个尺度层（增加量偶数）  
对每个新组，滤波器尺寸的增加是成倍的

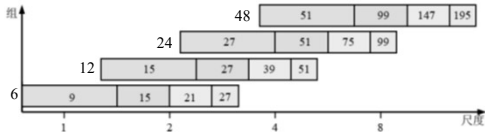


图 6.3.9 不同组中滤波器边长的图示（对数水平轴）



## 6.3.3 加速鲁棒性特征

### 3. 感兴趣点的描述和匹配

SURF (亮度分布)  $\Leftrightarrow$  SIFT (梯度信息)

#### (1) 确定朝向

取得对图象旋转的不变性  
在围绕感兴趣点的圆形邻域中计算 $X$ 和 $Y$ 方向的一阶哈尔小波的响应

将响应表示成空间中的点

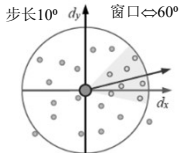


图 6.3.10 确定朝向示意分配

计算扇形滑动窗口中的响应之和来得到朝向



## 6.3.3 加速鲁棒性特征

### 3. 感兴趣点的描述和匹配

#### (2) 基于哈尔小波响应和的描述符

构建围绕感兴趣点的方形区域，进一步划分成  
16个子区域

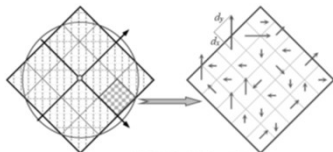


图 6.3.11 围绕感兴趣点的方形区域

在5×5子区域网  
格中计算并求和

$$V = (\sum d_x, \sum d_y, \\ \sum |d_x|, \sum |d_y|)$$

⇒ 64-D描述矢量





## 6.3.3 加速鲁棒性特征

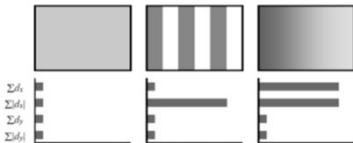
### 3. 感兴趣点的描述和匹配

#### (2) 基于哈尔小波响应和的描述符

亮度模式  $\Leftrightarrow$  描述符

沿X方向的交替模式：仅 $\Sigma|d_x|$ 大，其余都小

均匀模式：  
描述符的各个分量都很小



亮度沿水平方向逐渐增加的模式：

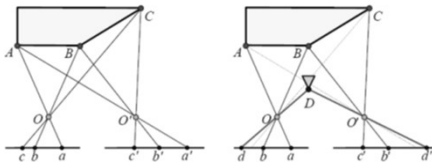
$\Sigma d_x$  和  $\Sigma |d_x|$  的值都大

图 6.3.12 不同的亮度模式及它们的描述符



## 6.3.4 动态规划匹配

**顺序性约束：** 物体可见表面上的特征点与它们在两幅图象上（沿极线）投影的顺序正好反过来



有遮挡时，图象上投影的顺序不满足顺序性约束



## 6.4 视差图误差检测与校正

### 视差图产生误差的原因

周期性模式、光滑区域的存在，以及遮挡效应、约束原则的不严格性，等等

### 通用快速的视差图误差检测与校正算法

- 直接对视差图进行处理（不需原立体图）
- 与产生该视差图的具体立体匹配算法独立
- 计算量仅仅与误匹配象素点的数量成正比



## 6.4 视差图误差检测与校正

### 1. 误差检测

- 检测匹配交叉（顺序匹配约束未满足）区域

令 $P_R = f_R(i, j)$ 和 $Q_R = f_R(k, j)$ 分别为 $f_R(x, y)$ 中第 $j$ 行中任意两个像素，则它们在 $f_L(x, y)$ 中的匹配点可分别记为 $P_L = f_L(i + d(i, j), j)$ 和 $Q_L = f_L(k + d(k, j), j)$

定义 $C(P_R, Q_R)$ 为 $P_R$ 和 $Q_R$ 间的交叉标号，如果顺序匹配约束满足， $C(P_R, Q_R) = 0$ ；否则 $C(P_R, Q_R) = 1$

- 对应像素点 $P_R$ 的交叉数（cross number） $N_c$

$$N_c(i, j) = \sum_{k=0}^{N-1} C(P_R, Q_R) \quad k \neq i$$



## 6.4 视差图误差检测与校正

### 2. 误差校正

假设 $\{f_R(i, j) | i \subseteq [p, q]\}$ 是对应 $P_R$ 的交叉区域，则该区域内所有像素点的总交叉数（total cross number） $N_{tc}$ 为：

$$N_{tc}(i, j) = \sum_{i=p}^q N_c(i, j)$$

➤ 校正交叉区域中误匹配点（零交叉校正算法）

(1) 找出具有最大交叉数的像素 $f_R(l, j)$ ：

$$l = \max_{i \subseteq [p, q]} [N_c(i, j)]$$



## 6.4 视差图误差检测与校正

### 2. 误差校正

- (2) 确定对匹配点 $f_R(k, j)$ 的新搜索范围  
 $\{f_L(i, j) | i \subseteq [s, t]\}$

$$\begin{cases} s = p - 1 + d(p - 1, j) \\ t = q + 1 + d(q + 1, j) \end{cases}$$

- (3) 从该搜索范围中找到能够减小总交叉数 $N_{tc}$ 的新匹配点
- (4) 用新匹配点来校正 $d(k, j)$ ，消除对应当前最大交叉数像素的误匹配



## 6.4 视差图误差检测与校正

### 2. 误差校正

表 6.4.2 区间[153, 163]中的水平交叉数

$i$	153	154	155	156	157	158	159	160	161	162	163
$N_c$	0	1	2	2	3	3	3	6	5	3	0

交叉区域:  $[f_R(154, j), f_R(162, j)]$

总交叉数:  $N_{tc} = 28$

- (1) 具有最大交叉数的像素:  $f_R(160, j)$
- (2) 新匹配点  $f_R(160, j)$  的搜索范围为:

$$\{f_L(i, j) | i \subseteq [181, 190]\} \quad \begin{matrix} 154-1+21 \\ 162+1+27 \end{matrix}$$



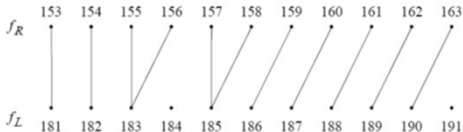
## 6.4 视差图误差检测与校正

### 2. 误差校正

(3) 对应 $f_R(160, j)$ 且能减小 $N_{tc}$ 的新匹配点 $f_L(187, j)$

(4) 将对应 $f_R(160, j)$ 的视差值 $d(160, j)$ 校正为

$$d(160, j) = X[f_L(187, j)] - X[f_R(160, j)] = 27$$







# 联系信息



- ✎ 通信地址：北京清华大学电子工程系
- ✎ 邮政编码：100084
- ✎ 办公地址：清华大学，罗姆楼，6层305室
- ✎ 办公电话：(010)62798540
- ✎ 传真号码：(010)62770317
- ✎ 电子邮件：[zhang-yj@tsinghua.edu.cn](mailto:zhang-yj@tsinghua.edu.cn)
- ✎ 个人主页：[oa.ee.tsinghua.edu.cn/~zhangyujin/](http://oa.ee.tsinghua.edu.cn/~zhangyujin/)



# 联系信息



- ✎ 通信地址：北京清华大学电子工程系
- ✎ 邮政编码：100084
- ✎ 办公地址：清华大学，罗姆楼，6层305室
- ✎ 办公电话：(010) 62798540
- ✎ 传真号码：(010) 62770317
- ✎ 电子邮件：[zhang-yj@tsinghua.edu.cn](mailto:zhang-yj@tsinghua.edu.cn)
- ✎ 个人主页：[oa.ee.tsinghua.edu.cn/~zhangyujin/](http://oa.ee.tsinghua.edu.cn/~zhangyujin/)