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 ⇔ "从*X*得到形状"

7.1 水平多目立体匹配

- 视差 d 与两个摄象机间的基线 B 有如下关系

$$d = B\frac{\lambda}{|\lambda - Z|} \approx B\frac{\lambda}{Z} \qquad (4.2.3)$$

对给定的物体距离Z，视差d与基线长度B成正比。基线长度B越大，对距离的计算将越准确

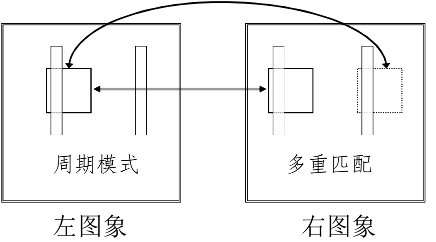
- 基线长度过长带来的问题

需对较大的视差范围进行搜索以寻求匹配点
  - 增加了计算量
  - 有周期性重复特征时误匹配概率增加

第7章　立体视觉：多目

7.1 水平多目立体匹配

双目匹配（周期性重复特征）



7.1 水平多目立体匹配

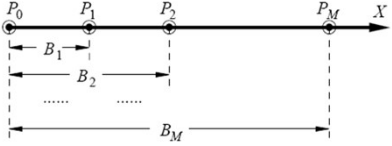
从双目到多目

7.1.1 水平多目图象

7.1.2 倒距离

7.1.1 水平多目图象

通过计算多对图象之间平方差的和（sum of squared difference，SSD）来减少总体的误匹配



$$d_i = B_i \frac{\lambda}{Z} \qquad i = 1,\ 2,\ \cdots,\ M$$

7.1.1 水平多目图象

模型 $\boxed{f_i(x) = f\left[x - d_i\right] + n_i(x)}$ {P.160}

视差估计值

$$\boxed{\textbf{SSD} \quad S_d(x;\ \hat{d}_i) = \sum_{j \in W} \left[f_0(x+j) - f_i(x + \hat{d}_i + j) \right]^2}$$

$$E\left[S_d(x;\ \hat{d}_i)\right] = E\left\{ \sum_{j \in W} \left[f(x+j) - f(x + \hat{d}_i - d_i + j) + n_0(x+j) - n_i(x + \hat{d}_i + j) \right]^2 \right\}$$

$$= \sum_{j \in W} \left[f(x+j) - f(x + \hat{d}_i - d_i + j) \right]^2 \boxed{+ 2N_w \sigma_n^2 \quad \text{极小值}}$$

问题 $\boxed{f(x+j) = f(x+p+j) \qquad j \in W}$ p: 重复周期

$$\boxed{E\left[S_d(x;\ d_i)\right] = E\left[S_d(x;\ d_i + p)\right] = 2N_w \sigma_n^2} \quad \text{\{P.160\}}$$

解决周期性带来的问题

Inverse distance $\boxed{t = \dfrac{1}{Z}}$

$$t_i = \frac{d_i}{B_i \lambda} \qquad \hat{t}_i = \frac{\hat{d}_i}{B_i \lambda}$$

SSD $S_t(x;\ \hat{t}_i) = \sum_{j \in W} \left[f_0(x+j) - f_i(x + B_i \lambda\, \hat{t}_i + j) \right]^2$

$$E\left[S_t(x;\ \hat{t}_i)\right] = \sum_{j \in W} \left\{ f(x+j) - f\left[x + B_i \lambda\, (\hat{t}_i - t_i) + j\right] \right\}^2 + 2 N_w \sigma_n^2$$

7.1.2 倒距离

将对应M个倒距离的SSD求和，则得到

SSSD（sum of SSD）

$$S_{t(12\cdots M)}^{(S)}(x;\ \hat{t}) = \sum_{i=1}^{M} S_t(x;\ \hat{t}_i)$$

新度量函数的期望值

$$\begin{aligned} E\left[S_{t(12\cdots M)}^{(S)}(x;\ \hat{t})\right] &= \sum_{i=1}^{M} E\left[S_t(x;\ \hat{t})\right] \\ &= \sum_{i=1}^{M} \sum_{j \in W} \left\{ f(x+j) - f\left[x + B_i \lambda(\hat{t}_i - t_i) + j\right] \right\}^2 + \boxed{2N_w \sigma_n^2} \end{aligned}$$

不确定性问题
依然存在

极小值

7.1.2 倒距离

再考虑前述在x和$x+p$处有相同模式的问题

$$E[S_t(x;\ \ t_i)] = E\left[S_t\left(x;\ \ t_i + \boxed{\frac{p}{B_i\lambda}} \right) \right] = 2N_w\sigma_n^2$$

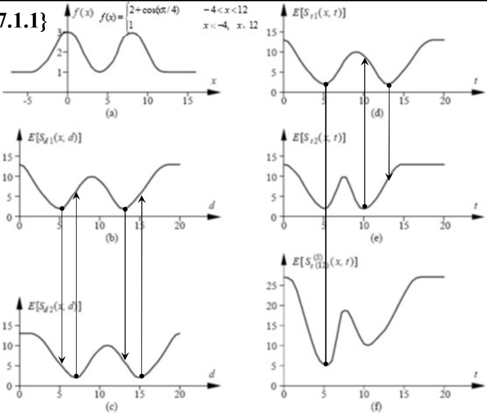
这里随B_i的变化，虽t_p也会变化，而t_i却不变化

$$\begin{aligned} E[S_{t(12)}^{(S)}(x;\ \hat{t})] \ \ &= \ \ \sum_{j\ \in W} \left\{ f(x+j) - f\left[x + B_1\lambda\ (\hat{t}_1 - t_1) + j \right] \right\}^2 \\ &\quad + \sum_{j\ \in W} \left\{ f(x+j) - f\left[x + B_2\lambda\ (\hat{t}_2 - t_2) + j \right] \right\}^2 + 4N_w\sigma_n^2 \end{aligned}$$

基线长短不同
极小值位置不同

$$E\left[S_{t(12)}^{(S)}(x;\ \ \hat{t})\right] > 4N_{\mathrm{w}}\sigma_{\mathrm{n}}^2 = E\left[S_{t(12)}^{(S)}(x;\ \ t)\right]$$

{例7.1.1}



$f(x)$
$f(x)=\begin{cases}2+\cos(\pi/4) & -4<x<12 \\ 1 & x<-4,\ x>12\end{cases}$
(a)
$E[S_{d1}(x,d)]$
(b)
$E[S_{d2}(x,d)]$
(c)
$E[S_{t1}(x,t)]$
(d)
$E[S_{t2}(x,t)]$
(e)
$E[S_{t(12)}^{(S)}(x,t)]$
(f)

7.1.2 倒距离

讨论：$f(x)$是一个周期函数，其周期是T。这样每个$S_t(x;\ t)$都是t的周期函数，其周期是$T/B_i\lambda$。这表明每隔一个$T/B_i\lambda$区段就有一个极小值。当使用两个基线，得到的仍然是 t 的周期函数，但此时的周期T_{12}会增加为：

$$T_{12} = \mathrm{LCM}\left(\frac{T}{B_1\lambda},\ \frac{T}{B_2\lambda}\right)$$

这里LCM代表最小公倍数。可见T_{12}不会比T_1或T_2小。进一步，通过选择合适的基线B_1和B_2，有可能使得在匹配搜索区间仅有一个极小值

7.2 正交三目立体匹配

另一类多目（不在一条直线上）立体匹配

7.2.1 基本原理

7.2.2 基于梯度分类的正交匹配

7.2.1 基本原理

- 水平多目解决了灰度周期性模式带来的问题
- 另一个问题：灰度光滑区域造成的误匹配
- 水平多目解决不了光滑区域造成的误匹配

➢ 正交三目 {P. 164}

$$f_L(x,y)=f(x,y)+n_L(x,y)$$

$$f_R(x,y)=f(x-d_h,y)+n_R(x,y)$$

$$f_T(x,y)=f(x,y-d_v)+n_T(x,y)$$

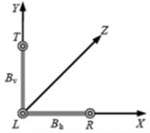


图 7.2.1 正交三目图像的拍摄位置

7.2.1 基本原理

- 设$d_{\mathrm{h}} = d_{\mathrm{v}} = d$，则对应水平方向和垂直方向的SSD分别为：

$$S_{\mathrm{h}}(x,y;\ \hat{d}) = \sum_{j,k\in W}\left[f_L(x+j,y+k) - f_R\left(x+\hat{d}+j,y+k\right)\right]^2$$

$$S_{\mathrm{v}}(x,y;\ \hat{d}) = \sum_{j,k\in W}\left[f_L(x+j,y+k) - f_T\left(x+j,y+\hat{d}+k\right)\right]^2$$

- 正交视差度量函数

$$O^{(S)}(x,y;\ \hat{d}) = S_{\mathrm{h}}(x,y;\ \hat{d}) + S_{\mathrm{v}}(x,y;\ \hat{d})$$

$O^{(S)}(x, y; \hat{d})$的期望值：

$$E\left[O^{(S)}(x,y;\ \hat{d})\right] = \sum_{j,k\in W}\left[f(x+j,y+k)-f(x+\hat{d}-d+j,y+k)\right]^2 + \sum_{j,k\in W}\left[f(x+j,y+k)-f(x+j,y+\hat{d}-d+k)\right]^2 + 4N_w\sigma_n^2$$

- 在正确视差值处，$E[O^{(S)}(x, y; \hat{d})]$取得极小值

$$E\left[O^{(S)}(x,y;\ d)\right] = 4N_w\sigma_n^2$$

7.2.1 基本原理

正交三目立体匹配方法不仅能减少由于光滑区域造成的误匹配，也能减少周期性模式造成的误匹配，且极小值次数减少

$$f(x+j, y+k) = f(x+j+T_x, y+k+T_y)$$

(7.2.7) (7.2.8)

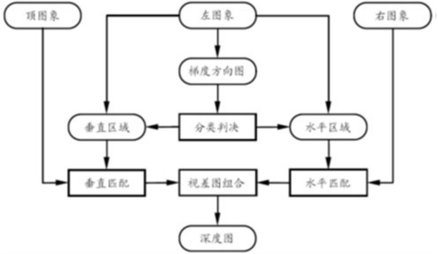
$$E\left[O^{(S)}(x, y;\ \hat{d})\right] = E\left[S_{\mathrm{h}}(x, y;\ \hat{d}+T_x) + S_{\mathrm{v}}(x, y;\ \hat{d}+T_y)\right]$$

$$= E\left[O^{(S)}(x, y;\ \hat{d}+T_{xy})\right]$$

$$\boxed{T_{xy} = \mathrm{LCM}(T_x,\ T_y)} \qquad \{(7.2.10)\}$$

7.2.2 基于梯度分类的正交匹配

1. 算法流程（不必计算两幅完整的视差图）



7.2.2　基于梯度分类的正交匹配

减少运算复杂度

$$G_{\mathrm{h}}(x,y)=\sum_{i=1}^{W/2}\sum_{j=y-W/2}^{y+W/2}\left|f_L(x-i,j)-f_{\mathrm{L}}(x+i,j)\right|$$

$$G_{\mathrm{v}}(x,y)=\sum_{j=1}^{W/2}\sum_{i=x-W/2}^{x+W/2}\left|f_L(x,y-j)-f_{\mathrm{L}}(x,y+j)\right|$$

- 如果$G_{\mathrm{h}} > G_{\mathrm{v}}$，则将该象素划归为水平区域，借助水平图象对进行搜索匹配
- 如果$G_{\mathrm{h}} < G_{\mathrm{v}}$，则将该象素划归为垂直区域，借助垂直图象对进行搜索匹配

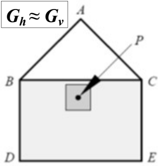
7.2.2 基于梯度分类的正交匹配

2. 关于模板尺寸的讨论

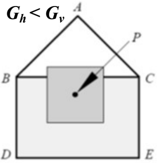
梯度模板：计算梯度方向

过小？　　　　　　　　足够大

不跨越边界，难以区分两种区域



(a)



(b)

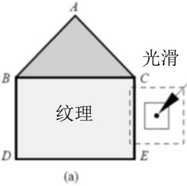
大模板计算量大，难以确定方向

2. 关于模板尺寸的讨论

匹配（搜索）模板：计算灰度区域相关

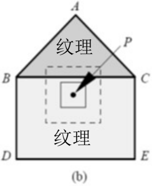
纹理与光滑

不能过小以避免平滑区的随机性



(a)

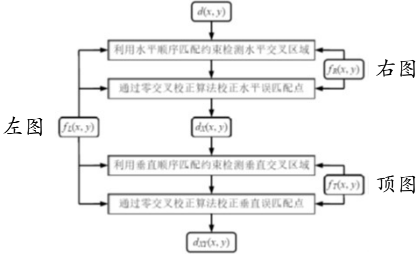
纹理与纹理



(b)

模板总在纹理区域内，大小均可

3. 正交三目视差图校正（参考6.4节）



7.3 多目立体匹配

更一般的情况：不止三目，各目间连线不正交

7.3.1 任意排列三目立体匹配

7.3.2 正交多目立体匹配

7.3.1 任意排列三目立体匹配

- 在三目立体成象系统中，每个象平面上有两条极线，它们的交点也是物点W与象平面的交点
- 给定物点W与任两个光心点确定一个极平面
- 极平面与对应光心象平面的交线即为极线。匹配总是在极线上进行的

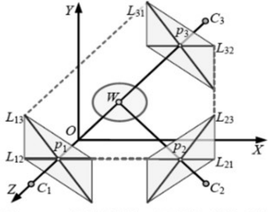


图 7.3.1 任意排列三目立体成像系统

7.3.1　任意排列三目立体匹配

- 三个象平面的光心C_1，C_2和C_3确定一个**三焦平面**
- 如果3个摄象机都观察物点W，得到的3个象点的坐标分别为$\boldsymbol{p}_1$，$\boldsymbol{p}_2$，$\boldsymbol{p}_3$
- 本质矩阵方程：三个方程不独立
- 任意两个方程都是独立的
- 当本质矩阵已知时，用任意两个象点的坐标就可预测出第3个象点的坐标

参见(6.2.8)

$$\boxed{\begin{aligned} \boldsymbol{p}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_{12}\boldsymbol{p}_2 &= 0 \\ \boldsymbol{p}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_{23}\boldsymbol{p}_3 &= 0 \\ \boldsymbol{p}_3^{\mathrm{T}}\boldsymbol{E}_{31}\boldsymbol{p}_1 &= 0 \end{aligned}}$$

7.3.1 任意排列三目立体匹配

- 增加第3个摄象机可以消除许多仅用双目图象匹配所产生的不确定性

{P. 171}

先利用两幅图象建立对应关系再用第三幅图象来验证

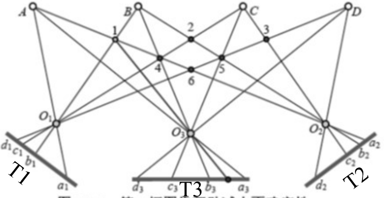


图 7.3.2 第 3 幅图像帮助减少不确定性

7.3.1 任意排列三目立体匹配

1. 基于极线的三目匹配

L_j^i 第 i 幅图象 第 j 条极线

(1) $L_1^1 \Leftrightarrow L_1^2$，$a \Leftrightarrow b$ or c ?

(2) b：$L_2^2 \Leftrightarrow L_2^3$；$c$：$L_3^2 \Leftrightarrow L_3^3$

(3) $L_1^1 \Leftrightarrow L_1^3$，$a \Leftrightarrow d$，$b \Leftrightarrow d$，$\therefore a \Leftrightarrow b$

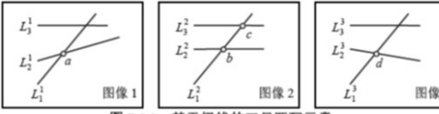


图 7.3.3 基于极线的三目匹配示意

2. 基于边缘线段的三目匹配

线段邻接图：结点⇔边缘线段，弧⇔线段邻接

(1) 对G_1中的S_1，计算S_1的中点p_1所在G_2中的极线L_{21}，p_1在G_2中的对应点p_2将在极线L_{21}上

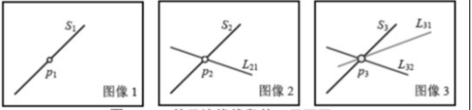


图 7.3.4 基于边缘线段的三目匹配

(2) 现在考虑G_2中与极线L_{21}相交的线段S_2

设L_{21}与S_2的交点为p_2，对每个线段S_2，比较它与线段S_1的长度和方向，如果它们之间的差值小于给定的阈值（长度接近且朝向接近），则认为它们可能匹配：$S_1 \Leftrightarrow S_2$

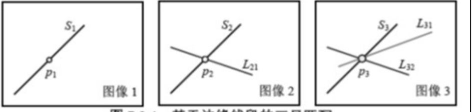


图 7.3.4 基于边缘线段的三目匹配

(3) 对每个可能匹配的线段，进一步计算其在G_3中的极线L_{32}，设它与p_1在G_3中的极线L_{31}的交点为p_3。在p_3附近搜索与线段S_1和S_2的长度和方向的差值小于给定阈值的线段S_3，如果可找到，则S_1，S_2和S_3组成一组匹配线段

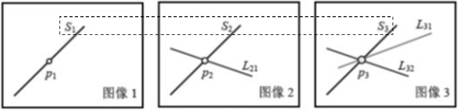


图 7.3.4 基于边缘线段的三目匹配

7.3.1 任意排列三目立体匹配

3. 基于曲线的三目匹配

T_j^i 第i幅图象 第j条曲线

(1) 任选T_1^1上一点p_1^1，考虑G_2中的极线L_{21}

(2) 极线L_{21}与曲线T_1^2和T_2^2交于点p_1^2和p_2^2

(3) 如果点p_1^1和p_1^2对应，T_1^3上还可找到点p_1^3

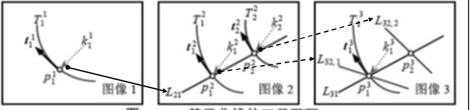


图 7.3.5 基于曲线的三目匹配

7.3.1 任意排列三目立体匹配

3. 基于曲线的三目匹配

找不到？$\Rightarrow$ 点p_1^1和p_1^2不应是对应的

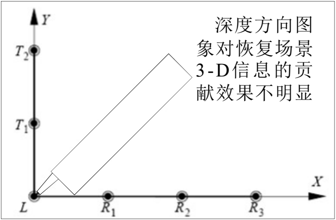
① 没有很接近p_1^3的点

② 有通过点p_1^3的曲线，但其切线单位矢量与预期不符

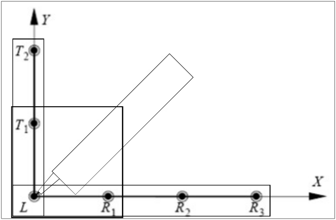
③ 有通过点p_1^3的曲线，且其切线单位矢量与预期相符，但其曲率与预期不符

7.3.2 正交多目立体匹配

推广： 同时消除周期模式和光滑区域的影响。结合单方向多目图象分析和正交三目图象分析的方法



推广： 同时消除周期模式和光滑区域的影响。结合单方向多目图象分析和正交三目图象分析的方法



推广：四目立体匹配

给出四焦张量和任意3条通过3个象点的直线，就可以推出第4个象点的位置

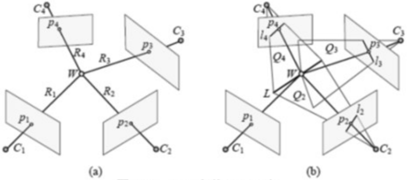


图 7.3.8 4 目立体匹配示意

7.4 亚象素级视差计算

- 视差函数

$$f_R(x,y)=f_L[x+d_{\mathrm{r}}(x,y),y]+n_L(x,y)$$

- 匹配窗口内：$d_{\mathrm{r}}(u,v)$是变量，将$f_L[u+d_{\mathrm{r}}(u,v), v]$

  在$d_{\mathrm{r}}(0, 0)$处展开成一阶泰勒级数形式

$$f_L\left[u+d_{\mathrm{r}}(u,\ v),\ \ v\right] \approx f_L\left[u+d_{\mathrm{r}}(0,\ \ 0),\ \ v\right] + \left[d_{\mathrm{r}}(u,v)-d_{\mathrm{r}}(0,\ 0)\right]\frac{\partial}{\partial u}f_L\left[u+d_{\mathrm{r}}(0,\ 0),\ \ v\right]+n_L(u,v)$$

$$f_R(u,v)-f_L\left[u+d_{\mathrm{r}}(0,\ 0),\ v\right]\approx\left[d_{\mathrm{r}}(u,v)-d_{\mathrm{r}}(0,\ 0)\right]\frac{\partial}{\partial u}f_L\left[u+d_{\mathrm{r}}(0,\ 0),\ v\right]+n_L(u,v)$$

7.4 亚象素级视差计算

- 窗口内视差的统计分布模型（局部视差）

$$d_{\mathrm{r}}(u,v)-d_{\mathrm{r}}(0,0)\sim N\left(0,\ k_{\mathrm{d}}\sqrt{u^2+v^2}\right)$$ {P.175}

- 图象强度的一阶偏微分统计模型（局部强度）

$$\frac{\partial}{\partial u}f_L(u,v)\sim N(0,\ k_{\mathrm{f}})$$

- 立体图象对之间的强度差值统计分布

$$n_{\mathrm{S}}(u,v)=f_R(u,v)-f_L\left[u+d_{\mathrm{r}}(0,\ 0),\ v\right]$$

近似高斯白噪声 $n_{\mathrm{S}}(u,v)\sim N\left(0,\ 2\sigma_{\mathrm{n}}^2+k_{\mathrm{f}}k_{\mathrm{d}}\sqrt{u^2+v^2}\right)$

7.4 亚象素级视差计算

- 分析： $n_{\mathrm{S}}(u,v) \sim N\left(0,\ 2\overset{①}{\sigma_{\mathrm{n}}^2} + k_{\mathrm{f}}\overset{②}{k_{\mathrm{d}}}\sqrt{u^2+v^2}\right)$

  ① 来自于图象噪声的常量

  ② 来自于匹配窗口内的局部不确定性

- 假设$d_0(x, y)$是正确视差$d_{\mathrm{r}}(x, y)$的初始估计，将$f_{\mathrm{L}}[u+d_{\mathrm{r}}(0, 0), v]$在$u+d_0(x, y)$处阶泰勒级数展开

$$f_L[u+d_{\mathrm{r}}(0,0),\ v] = f_L[u+d_0(0,0), v] + \Delta d \frac{\partial}{\partial u} f_L[u+d_0(0,0),\ v]$$

$$\Delta d = d_{\mathrm{r}}(0, 0) - d_0(0, 0)$$

$$n_{\mathrm{S}}(u,v) = f_R(u,v) - f_L[u+d_0(0,\ 0),\ v] - \Delta d \frac{\partial}{\partial u} f_L[u+d_0(0,0),\ v]$$

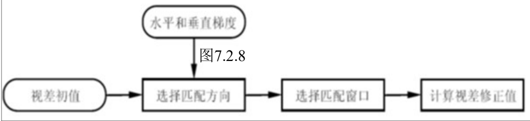
7.4 亚象素级视差计算

(1) 先用任意象素级立体匹配算法求得视差初值

(2) 对每个象素点，选择具有最小不确定性的视差估计窗口并计算视差修正量Δd

(3) 计算达到收敛或达到预定迭代次数时，停止

➢ **将亚象素级算法推广到正交三目立体匹配**



7.4 亚象素级视差计算

视差计算与体积测量

表 7.4.1 不同方法对锥体体积的计算结果

	真实值	像素级	亚像素级（双目）	亚像素级（正交三目）
绝对体积/m^3	2.304	3.874	2.834	2.467
相对误差	—	68%	23%	7%

亚象素级误差

双目

正交三目

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：<u>zhang-yj@tsinghua.edu.cn</u>
- 个人主页：<u>oa.ee.tsinghua.edu.cn/~zhangyujin/</u>