目录 contents

- 01 图像拼接与融合
- 02 运动与光流
- 03 立体视觉
- 04 运动恢复结构







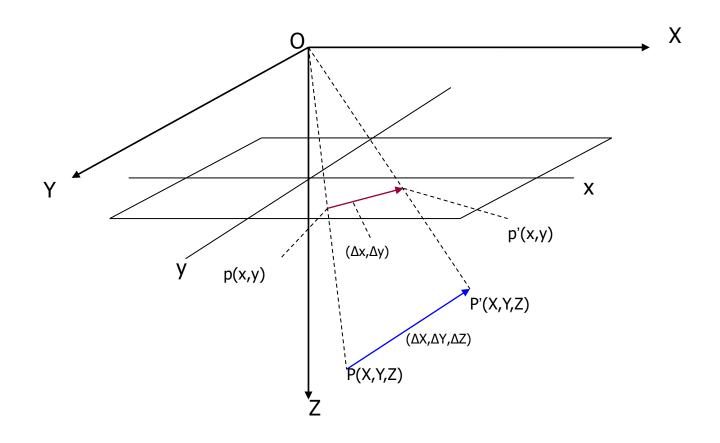
- ▶几个基本概念
 - 1.时间序列图像: 随时间而变化的一系列图像称为时间序列图像或运动图像。
 - 2.运动物体特征: 指物体形状或表面特征,如尖锐点、边缘线等。 可以通过运动物体的特征来观察分析物体的运动。
 - 3.运动估计的基本问题
 - 运动估计研究的是视频序列图像中投影坐标在像平面上的变化,获取运动参数,但是投影会造成信息丢失(不可逆),导致估计误差。







- ▶运动估计要研究的基本问题
 - 估计运动前后相邻时刻两幅图像上对应点坐标之间的差值,即运动矢量。
 - 特征对应:运动物体上的特征 与其在二维图像平面上的投影 坐标的对应关系









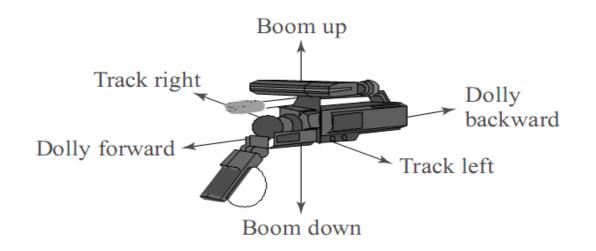
- ▶为什么要运动估计
 - 视觉运动可能引起图像模糊
 - 相机不稳定、抖动
 - 测量出运动,加以补偿
 - 视觉运动指示场景中物体的动态运动
 - 物体运动、行为
 - 跟踪物体,分析运动轨迹
 - 视觉运动可以揭示空间布局
 - 运动视差

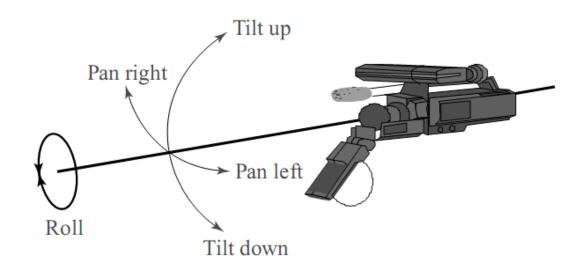






▶相机运动模式



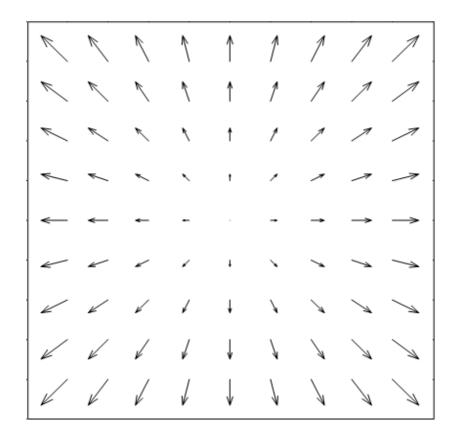




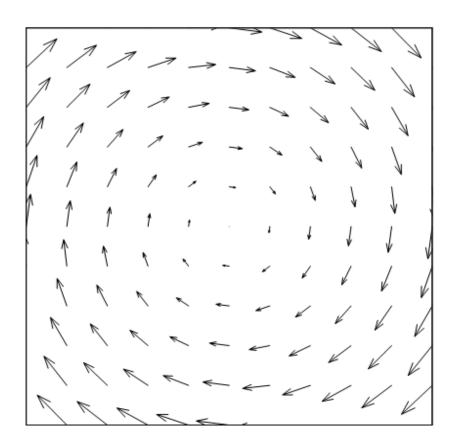




> 对应于摄像机运动的二维运动



摄像机变焦



摄像机绕Z轴旋转

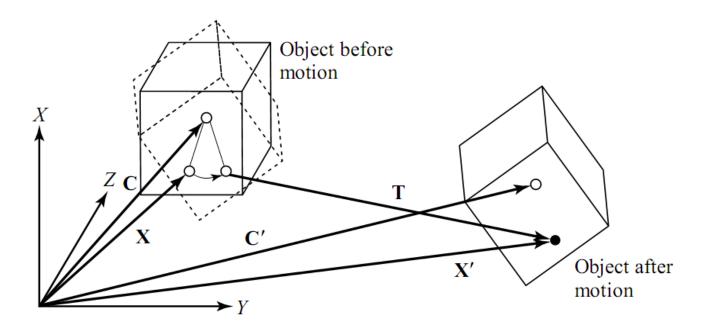






🥌 1. 概述

> 对应于刚体运动的二维运动



透

$$\begin{bmatrix}
X' \\
Y' \\
Z'
\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}
r_1 & r_2 & r_3 \\
r_4 & r_5 & r_6 \\
r_7 & r_8 & r_9
\end{bmatrix} \begin{bmatrix}
X \\
Y \\
Z
\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}
T_x \\
T_y \\
T_z
\end{bmatrix}$$

$$x' = F \frac{(r_1 x + r_2 y + r_3 F)Z + T_x F}{(r_7 x + r_8 y + r_9 F)Z + T_z F}$$

$$y' = F \frac{(r_4 x + r_5 y + r_6 F)Z + T_y F}{(r_7 x + r_8 y + r_9 F)Z + T_z F}$$

当物体表面为平面时,Z = aX + bY + c

$$x' = \frac{a_0 + a_1 x + a_2 y}{1 + c_1 x + c_2 y}, \quad y' = \frac{b_0 + b_1 x + b_2 y}{1 + c_1 x + c_2 y}$$

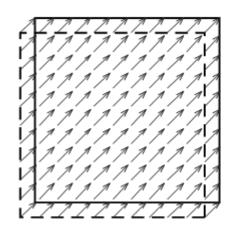






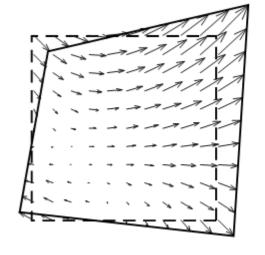
> 对应于不同运动模型的二维运动

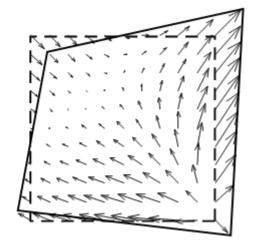




仿射

双线性





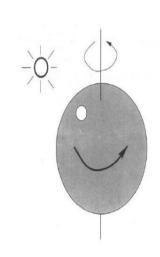
透视投影

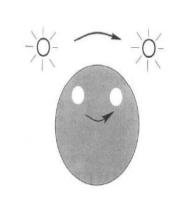






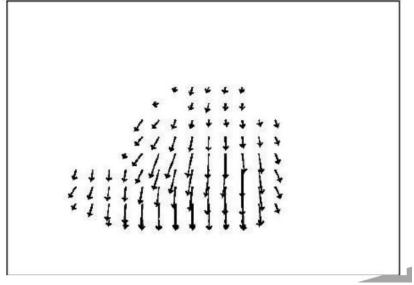
▶图像运动与物体运动的不一致性















> 二维运动模型及估计方法

- 参数模型: 物体运动被建模为某种映射形式。
 - ▶全局 --- 摄像机移动、单个运动物体
 - ▶区域 --- 多个运动物体 (运动区域分割)
- 非参数模型: 对运动场施加平滑约束条件。
 - ▶光流、像素、随机场 --- 估计每个像素运动矢量
 - ▶块匹配 --- 分割成小的规则块,估计每个块的运动矢量
 - ▶ 网格 --- 分割成不重叠的多边形单元, 可克服块失真

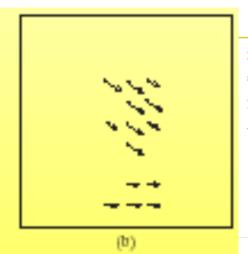






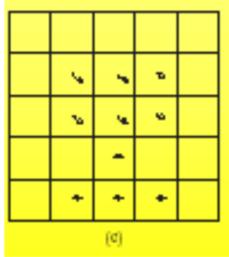
▶二维运动模型的参数化表示

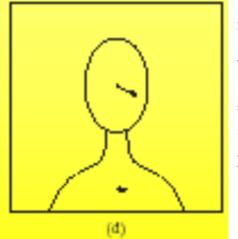




基于像素: 每个象素都 指定运动矢 量

把固许方个个模型。





基于区域:

将图像帧分 为多个区域用 一个参数化 模型表征。





2. 基于光流的运动估计

> 二维运动与光流方程

光流场是指图像灰度模式的表面运动,观察动态物体时在视网膜上产生连续 的光强变化,如同光的 "流动";是视频序列空间坐标关于时间的变化率 ---像素的瞬时速度矢量。 $(v_x, v_y)^T = (dx/dt, dy/dt)^T$

光流三要素:

- 1. 运动(速度场)
- 2. 带有光学特性的部位(如带有灰度信息的点)
- 3. 呈像投影(从场景到图像)

2-D 运动: 3-D 运动的投影, 取决于3D 物体运动和投影 操作。

光流: 观测的或表现的二维运动。

- 不仅可以由物体运动引起,还可以由摄像机运动或照明条件 变化引起。注:不等同于真实的二维运动。







2. 基于光流的运动估计

> 二维运动与光流方程

恒定亮度假设 > 光流方程

$$\psi(x+d_x,y+d_y,t+d_t) = \psi(x,y,t)$$

又运用泰勒展开式,当 d_x , d_v , d_t 很小时,

$$\psi(x+d_x,y+d_y,t+d_t) = \psi(x,y,t) + \frac{\partial \psi}{\partial x}d_x + \frac{\partial \psi}{\partial y}d_y + \frac{\partial \psi}{\partial t}d_t$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial x} d_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} d_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} d_t = 0 \Leftrightarrow \frac{\partial \psi}{\partial x} v_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} v_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0 \Leftrightarrow \nabla \psi^T \mathbf{V} + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0$$

其中
$$\nabla \Psi = \left[\frac{\partial \Psi}{\partial x}, \frac{\partial \Psi}{\partial y}\right]^T$$
 为空间梯度向量, $\mathbf{v} = (v_x, v_y)$ 为光流场。







2. 基于光流的运动估计

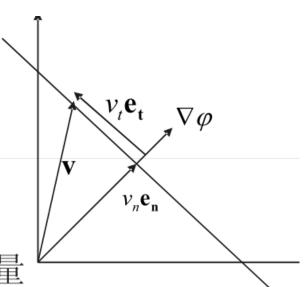
- > 光流的分解
- 将光流v分解为两个正交的分量:

$$\mathbf{v} = v_n \mathbf{e_n} + v_t \mathbf{e_t}$$

其中: en 为图像空间梯度方向

上的单位矢量

为切线方向上的单位矢量



$$\nabla \psi^{\mathsf{T}} \mathbf{v} + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0 \implies v_n \|\nabla \psi\| + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0$$

只能确定<mark>图像空间梯度方向</mark>上的分量(法向流)

即: 孔径问题







注 2. 基于光流的运动估计

▶孔径问题

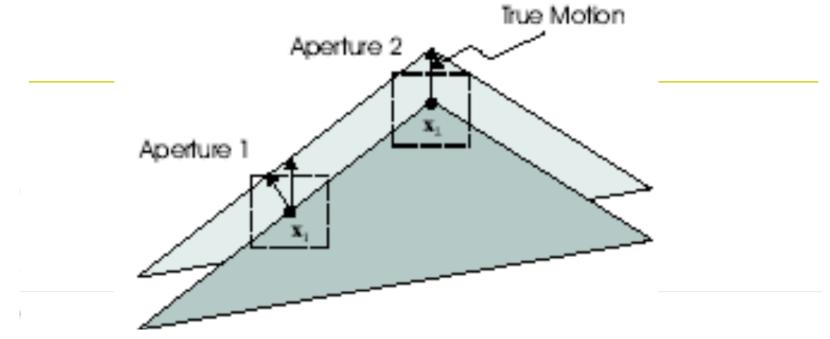


图6.3 运动估计中的孔径(用一个恒定亮度假设的小窗口) 问题: 在x₁处估计运动使用孔径1,但是不可能确定运动 是向上的还是垂直于边缘的,因为在这个孔径中只有一 个空间梯度方向。可以准确地估计x2的运动,因为在孔 径2中,图像有两个不同方向的梯度。







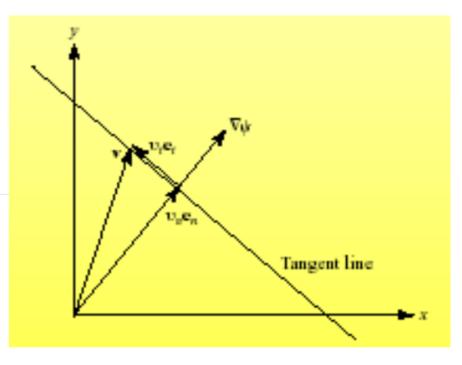
2. 基于光流的运动估计

▶孔径问题

孔径问题: 光流方程只确 定了法向的投影 ν_n 在切 线的投影是不确定的,任 何v,的值都满足光流方程。

一个方程有两未知数-要施加附加条件: 最通常 的约束是流矢量在空间平 滑变化。使我们可以利用 x周围一个小的邻域亮度 变化去估计x处的运动。

运动估计仅在有亮度变化 区域可靠。



$$\mathbf{v} = v_n \mathbf{e}_n + v_t \mathbf{e}_t$$
$$v_n || \nabla \psi || + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0$$





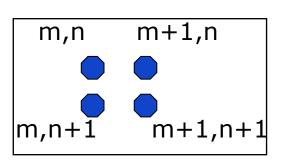


- ▶图像空间梯度计算
 - 光流方程的要求: 亮度函数可微;
 - 数字视频:有限差分法近似

$$\frac{\partial \psi}{\partial x} = \frac{1}{4} \{ \psi(m+1, n, k) - \psi(m, n, k) + \psi(m+1, n+1, k) - \psi(m, n+1, k) + \psi(m+1, n, k+1) - \psi(m, n, k+1) + \psi(m+1, n+1, k+1) - \psi(m, n+1, k+1) \}$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial y} = \frac{1}{4} \{ \psi(m, n+1, k) - \psi(m, n, k) + \psi(m+1, n+1, k) - \psi(m+1, n, k) + \psi(m, n+1, k+1) - \psi(m, n, k+1) + \psi(m+1, n+1, k+1) - \psi(m+1, n, k+1) \}$$

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = \frac{1}{4} \{ \psi(m, n, k+1) - \psi(m, n, k) + \psi(m+1, n, k+1) - \psi(m+1, n, k) + \psi(m+1, n+1, k+1) - \psi(m, n+1, k+1) - \psi(m+1, n+1, k) + \psi(m+1, n+1, k+1) - \psi(m+1, n+1, k) \}$$









> 多点邻域约束

• 光流方程
$$\frac{\partial \psi}{\partial x} v_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} v_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0$$
 一个方程,两个未知数

- 多点邻域约束
 - 假设 X_i 的邻域 $B(x_i)$ 内所有像素具有相同的光流矢量,
 - 光流方程在领域 $B(x_i)$ 上的误差定义为:

$$E = \sum_{x \in B} w(\mathbf{x}) \left(\frac{\partial \psi}{\partial x} v_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} v_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} \right)^2$$
其中 $w(\mathbf{x})$ 为分配给 \mathbf{x} 的权重。 $\diamondsuit \frac{\partial E}{\partial v_x} = \frac{\partial E}{\partial v_y} = 0$
可得:
$$\sum_{x \in B} w(x) \left(\frac{\partial \psi}{\partial x} \hat{v}_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} \hat{v}_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} \right) \frac{\partial \psi}{\partial x} = 0$$

$$\sum_{x \in B} w(x) \left(\frac{\partial \psi}{\partial x} \hat{v}_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} \hat{v}_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} \right) \frac{\partial \psi}{\partial x} = 0$$







> 多点邻域约束

• 光流方程
$$\frac{\partial \psi}{\partial x} v_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} v_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0$$
 一个方程,两个未知数

• 多点邻域约束

则光流矢量的估计值为:

$$\begin{bmatrix} \hat{v}_{x} \\ \hat{v}_{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{x \in B} w(x) \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial x} & \sum_{x \in B} w(x) \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial y} \\ \sum_{x \in B} w(x) \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial y} & \sum_{x \in B} w(x) \frac{\partial \psi}{\partial y} \frac{\partial \psi}{\partial y} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{x \in B} w(x) \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial t} \\ -\sum_{x \in B} w(x) \frac{\partial \psi}{\partial y} \frac{\partial \psi}{\partial t} \end{bmatrix}$$







2. 基于光流的运动估计

> 多点邻域约束

• 光流方程
$$\frac{\partial \psi}{\partial x} v_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} v_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0$$
 一个方程,两个未知数 • 多点邻域约束

当的权重 $w(\mathbf{x})$ 为 $\mathbf{0}$,则得到Lucas-Kanade方法

$$E(u,v) = \sum_{x,y \in \Omega} \left(I_x(x,y)u + I_y(x,y)v + I_t \right)^2$$

$$\begin{bmatrix}
\sum_{i=1}^{L} I_{x}^{2} & \sum_{i=1}^{L} I_{x} I_{y} \\
\sum_{i=1}^{L} I_{y}^{2} & \sum_{i=1}^{L} I_{y}^{2}
\end{bmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = -\left(\sum_{i=1}^{L} I_{x} I_{t} \\
\sum_{i=1}^{L} I_{y} I_{t}
\end{pmatrix} \qquad \left(\sum_{i=1}^{L} \nabla I \nabla I^{T}\right) \vec{U} = -\sum_{i=1}^{L} \nabla I I_{t}$$

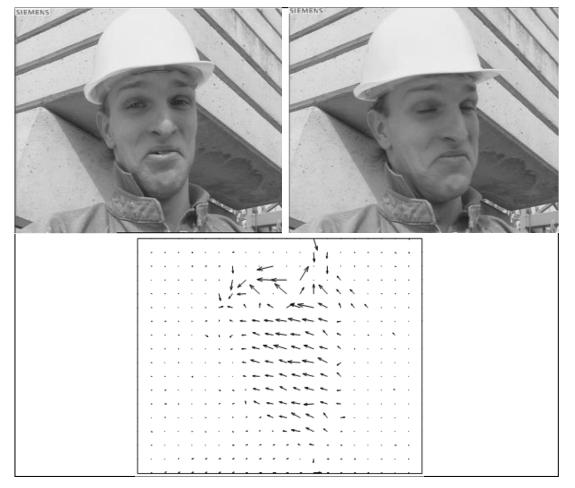






2. 基于光流的运动估计

▶多点邻域约束



运动场的平滑性





2. 基于光流的运动估计

- ▶运动平滑约束
 - 由Horn和Schunck提出,对整个运动场或局部窗施加全局平滑约束。
 - 目标误差函数为: $E(\mathbf{v}) = \int_{\mathbf{v} \in \Delta} (e_{of}^2(\mathbf{v}) + w_s e_s^2(\mathbf{v})) dx$

为运动估计的定义域,可以是整幅图像或一个局部窗。

$$e_{of}^{2}(\mathbf{v}) = \left(\frac{\partial \psi}{\partial x}v_{x} + \frac{\partial \psi}{\partial y}v_{y} + \frac{\partial \psi}{\partial t}\right)^{2}$$
为光流方程误差的平方函数

$$e_s^2(\mathbf{v}) = \|\nabla v_x\|^2 + \|\nabla v_y\|^2 = \left(\frac{\partial v_x}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_x}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial y}\right)^2$$

 $e_s^2(\mathbf{v})$ 为光流空间梯度的平方函数,它反映了光流矢量随像素变化的 快慢程度







▶运动平滑约束

- 最小化 $e_{of}^2(\mathbf{v}) \rightarrow$ 施加光流约束
- 最小化 $e^2(\mathbf{v})$ → 施加运动平滑约束

对 $E(\mathbf{v})$ 求关于 v_x 和 v_y 的偏微分, 并令其为0,可得:

v 表示对像素邻域(不包括当前像素) 求平均。

l 表示迭代次数,初始光流矢量 $\mathbf{v}^{(0)}$ 可设为零。

$$\left[w_s + \left(\frac{\partial \psi}{\partial x}\right)^2\right] v_x + \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial y} v_y = w_s \overline{v}_x - \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial t}$$

$$v_{x}^{(l+1)} = \overline{v}_{x}^{(l)} - \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial x} \overline{v}_{x}^{(l)} + \frac{\partial \psi}{\partial y} \overline{v}_{y}^{(l)} + \frac{\partial \psi}{\partial t} \frac{\partial \psi}{\partial t}$$
$$w_{s} + \left(\frac{\partial \psi}{\partial x}\right)^{2} + \left(\frac{\partial \psi}{\partial y}\right)^{2}$$

$$v_{y}^{(l+1)} = \overline{v}_{y}^{(l)} - \frac{\partial \psi}{\partial y} \frac{\partial \psi}{\partial x} \overline{v}_{x}^{(l)} + \frac{\partial \psi}{\partial y} \overline{v}_{y}^{(l)} + \frac{\partial \psi}{\partial t}$$
$$w_{s} + \left(\frac{\partial \psi}{\partial x}\right)^{2} + \left(\frac{\partial \psi}{\partial y}\right)^{2}$$





2. 基于光流的运动估计

- ▶ 有向平滑约束(平滑约束正则化)
 - Horn-Schunck方法的运动平滑假设并不一定成立
 - "运动边缘"现象:
 - 实际的运动场在物体边缘处是不连续的,施加全局平滑约束导致物体边 界的运动估计不精确
 - 引入有向平滑,减少图像空间梯度方向上的平滑约束
 - 方法:将平滑约束 $e_s^2(\mathbf{v})$ 中引入权值矩阵 W , 即:

$$e_{ds}^{2}(\mathbf{v}) = (\nabla v_{x})^{T} W (\nabla v_{x}) + (\nabla v_{y})^{T} W (\nabla v_{y})$$

$$W = \frac{\mathbf{F} + \delta \mathbf{I}}{tr(\mathbf{F} + \delta \mathbf{I})} \quad \delta \quad$$
为常数
$$E(v(\mathbf{x})) = \sum_{\mathbf{x} \in A} (\frac{\partial \psi}{\partial x} v_{x} + \frac{\partial \psi}{\partial y} v_{y} + \frac{\partial \psi}{\partial t})^{2} + w_{s} (\|\nabla v_{x}\|^{2} + \|\nabla v_{y}\|^{2})$$







2. 基于光流的运动估计

▶ 有向平滑约束 (平滑约束正则化)

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial \psi}{\partial x}\right)^{2} + b^{2} \left[\left(\frac{\partial^{2} \psi}{\partial x^{2}}\right)^{2} + \left(\frac{\partial^{2} \psi}{\partial x \partial y}\right)^{2} \right] & \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial y} + b^{2} \frac{\partial^{2} \psi}{\partial x \partial y} \left(\frac{\partial^{2} \psi}{\partial x^{2}} + \frac{\partial^{2} \psi}{\partial y^{2}}\right) \\ \frac{\partial \psi}{\partial x} \frac{\partial \psi}{\partial y} + b^{2} \frac{\partial^{2} \psi}{\partial x \partial y} \left(\frac{\partial^{2} \psi}{\partial x^{2}} + \frac{\partial^{2} \psi}{\partial y^{2}}\right) & \left(\frac{\partial \psi}{\partial y}\right)^{2} + b^{2} \left[\left(\frac{\partial^{2} \psi}{\partial x \partial y}\right)^{2} + \left(\frac{\partial^{2} \psi}{\partial y^{2}}\right)^{2} \right] \end{bmatrix}^{-1}$$

误差函数:
$$E(\mathbf{v}) = \int_{\mathbf{x} \in A} (e_{of}^2(v) + w_s e_{ds}^2(v)) d\mathbf{x}$$

当
$$\mathbf{F}=\mathbf{0}$$
, $\delta=1$ 时,

当**F=O**,
$$\delta = 1$$
 时,
$$e_{ds}^{2}(\mathbf{v}) = \frac{1}{2} (\|\nabla v_{x}\|^{2} + \|\nabla v_{y}\|^{2}) = \frac{1}{2} e_{s}^{2}(\mathbf{v})$$

Horn-Schunck运动平滑约束方法 有向平滑约束方法的一个特列







🔆 3. 基于像素的运动估计

- ▶位移帧差
 - 像素x从 t_1 时刻到 t_1+d_t 时刻的位移帧差为:

$$e(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \psi(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t_1 + d_t) - \psi(\mathbf{x}, t_1)$$

 $\mathbf{d} = [d_x, d_y]^T$ 为x处的位移矢量

$$\psi(\mathbf{x} + \mathbf{d}, t_1 + d_t) = \psi(\mathbf{x}, t_1) + \frac{\partial \psi}{\partial x} d_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} d_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} d_t$$

$$e(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \frac{\partial \psi}{\partial x} d_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} d_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} d_t$$

由亮度守恒假设 $e(\mathbf{x},\mathbf{d}) = 0$, 即: $\frac{\partial \psi}{\partial x} d_x + \frac{\partial \psi}{\partial y} d_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} d_t = 0$

两边同时除以 d_t ,可得: $\frac{\partial \psi}{\partial x}v_x + \frac{\partial \psi}{\partial y}v_y + \frac{\partial \psi}{\partial t} = 0$ (光流方程)





🔆 3. 基于像素的运动估计

- > 多点邻域约束
 - 假设 X_i 的邻域 $B(x_i)$ 内所有像素具有相同的运 动矢量, 领域 $B(x_i)$ 上的误差函数为:

$$E(\mathbf{d}_i) = \frac{1}{2} \sum_{x \in B(\mathbf{x}_i)} w(\mathbf{x}) [\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}_i) - \psi_1(\mathbf{x})]^2$$

其中,w(x)为分配给x的权重。误差函数关于运动矢量 d_i 的梯 度为:

$$\nabla_{\mathbf{d}} E(\mathbf{d}_i) = \frac{\partial E}{\partial \mathbf{d}_i} = \sum_{\mathbf{x} \in B(\mathbf{x}_i)} w(\mathbf{x}) e(\mathbf{x}, \mathbf{d}_i) \nabla_{\mathbf{x}} \psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}_i)$$

使用基于一阶梯度下降的方法求解运动矢量 d_i :

$$\mathbf{d}_{i}^{(l+1)} = \mathbf{d}_{i}^{(l)} - \alpha \nabla_{\mathbf{d}} E(\mathbf{d}_{i}) \qquad \alpha$$
 为更新步长。
也可以使用穷尽搜索法寻找 \mathbf{d}_{i} 。







🔆 3. 基于像素的运动估计

▶像素递归法

- 沿图像扫描方向逐个估计像素的运动矢量。
- 新像素的运动矢量由已估计像素的运动矢量进行预测
- 使用基于位移帧差函数最小化的方法更新运动矢量

$$\mathbf{d}(\mathbf{x},t;d_t) = \mathbf{d}_p(\mathbf{x},t;d_t) + \mathbf{u}(\mathbf{x},t;d_t)$$
 局部平滑约束 光流约束

• 估计精度较低,预测误差较大





🧩 3. 基于像素的运动估计

- ▶基于梯度下降的算法(Netravali-Robbins)
 - 最小化位移帧差函数 $E(\mathbf{x},\mathbf{d}) = [e(\mathbf{x},\mathbf{d})]^2 = [\psi_2(\mathbf{x}+\mathbf{d}_i) \psi_1(\mathbf{x})]^2$
 - 读代方程: $\mathbf{d}^{(l+1)} = \mathbf{d}^{(l)} \alpha e(\mathbf{x}, \mathbf{d}^{(l)}) \nabla_{\mathbf{d}} e(\mathbf{x}, \mathbf{d}^{(l)})$
 - α 为更新步长; $\nabla_{\mathbf{d}}e(\mathbf{x},\mathbf{d}^{(l)})$ 为关于 \mathbf{d} 的梯度。

关于位移矢量的梯度计算→关于图像梯度的计算

$$\mathbf{d}^{(l+1)} = \mathbf{d}^{(l)} - \alpha e(\mathbf{x}, \mathbf{d}^{(l)}) \nabla_{\mathbf{x}} \psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}^{(l)})$$

- 终止迭代条件: 更新项或位移帧差小于某阈值
- 收敛速度取决于 α 的选取
- 同样存在孔径问题





🔆 3. 基于像素的运动估计

- ▶自适应步长算法
 - 如果 α 很小,需要较多的迭代次数
 - 如果 α 较大,运动矢量可能会在真实值附近震荡。
 - 图像梯度的大小影响更新的速度
 - 边界区域:梯度大,小的更新
 - 平坦区域:梯度小,大的更新

• Walker-Rao算法
$$\alpha = \frac{1}{\|\nabla_{\mathbf{x}}\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}^{(l)})\|^2}$$

• Caffario-Rocca算法
$$\alpha = \frac{1}{\|\nabla_{\mathbf{x}}\psi_{2}(\mathbf{x} + \mathbf{d}^{(l)})\|^{2} + \eta^{2}}$$

 η^2 可以避免在平坦亮度区域(空间梯 度几乎全为0) 出现除以0的情况







🔆 3. 基于像素的运动估计

- > 使用多点邻域约束的像素递归法
 - 使用多点邻域约束的像素递归法
 - 目标误差函数为:

$$E(\mathbf{x}, \mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{B}} [e(\mathbf{x}, \mathbf{d})]^2 = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{B}} [\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) - \psi_1(\mathbf{x})]^2$$

1	2	3	4
5	6	x	

1~6为已经估计的像素

x为当前像素





🧩 3. 基于像素的运动估计

- ▶基于贝叶斯准则的方法
 - 基于运动估计问题的概率公式
 - 随机场
 - 视频图像函数 观察模型 用概率密度函数建模

• 运动场 运动场模型 -

• 运动场估计→最大后验概率(MAP)问题

使用贝叶斯公式:

 $p(\mathbf{d} \mid \psi_{1}, \psi_{2}) = \frac{p(\psi_{1}, \psi_{2} \mid \mathbf{d}) p(\mathbf{d})}{p(\psi_{1}, \psi_{2})} = \frac{p(\psi_{1} \mid \mathbf{d}) p(\psi_{2} \mid \mathbf{d}, \psi_{1}) p(\mathbf{d})}{p(\psi_{1}) p(\psi_{2} \mid \psi_{1})} = \frac{p(\mathbf{d} \mid \psi_{1}) p(\psi_{1}) p(\psi_{2} \mid \mathbf{d}, \psi_{1})}{p(\psi_{1}) p(\psi_{2} \mid \psi_{1})} = \frac{p(\mathbf{d} \mid \psi_{1}) p(\psi_{2} \mid \mathbf{d}, \psi_{1})}{p(\psi_{1}) p(\psi_{2} \mid \psi_{1})} = \frac{p(\psi_{2} \mid \mathbf{d}, \psi_{1}) p(\mathbf{d} \mid \psi_{1})}{p(\psi_{2} \mid \psi_{1})}$

不包含运动矢量, 为常数

似然性测度

运动场的先

验概率模型







🔆 3. 基于像素的运动估计

- ▶基于贝叶斯准则的方法
- $\mathbf{d}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathbf{d}} p(\psi_2 \mid \mathbf{d}, \psi_1) p(\mathbf{d} \mid \psi_1)$ • 运动场最大后验概率估计:
- 似然模型:对运动场施加光流约束
 - 噪声-->沿运动轨迹的亮度改变, 如噪声为高 斯分布,均值为0,方差为 σ^2

$$p(\psi_2 \mid \mathbf{d}, \psi_1) = (2\pi\sigma^2)^{-|\Lambda|/2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{\mathbf{x} \in \Lambda} (\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) - \psi_1(\mathbf{x}))^2\right\}$$

• 先验模型: 对运动场施加平滑约束

$$p(\mathbf{d} \mid \psi_1) = \frac{1}{Q} \exp\{-\lambda \sum_{c \in C} V_{\mathbf{d}}^c(\mathbf{d} \mid \psi_1)\}$$







🔆 3. 基于像素的运动估计

- ▶基于贝叶斯准则的方法
 - 团 (clique)
 - 可包含一个或多个像素

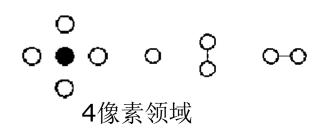
$$p(\mathbf{d} \mid \psi_1) = \frac{1}{Q} \exp\{-\lambda \sum_{c \in C} V_{\mathbf{d}}^c(\mathbf{d} \mid \psi_1)\}$$

$$V_{\mathbf{d}}^{c}(\mathbf{d}|\psi_{1})$$
 为一个团上的势函数

包含两个像素的团, 其势函数为:

$$V_{\mathbf{d}}^{c}[\mathbf{d}(\mathbf{x}_{i}),\mathbf{d}(\mathbf{x}_{j})] = \left\|\mathbf{d}(\mathbf{x}_{i}) - \mathbf{d}(\mathbf{x}_{j})\right\|^{2}$$

最大化
$$p(\mathbf{d}|\psi_1)$$
 — 最小化 $V_{\mathbf{d}}^c(\mathbf{d}|\psi_1)$



8像素领域





4. 基于块的运动估计

- 将图像分成一个个规则的图像块,对每个块进行运动估计。
- 广泛应用于各种视频压缩编码标准中。
- 块运动模型
 - 块平移模型
 - 假定每个块只做平移运动
 - 优点:实现简单
 - 缺点: 1、不能表征旋转、缩放和局部变形; 2、物体边界和块边界 通常不一致,导致块失真;3、同一块可能包含多个运动物体。
 - 可变形块模型
 - 可以对物体的旋转、缩放、变形建模
 - 三种模型: 投影运动、仿射运动、双线性运动
- 方法: 相位相关法、块匹配法

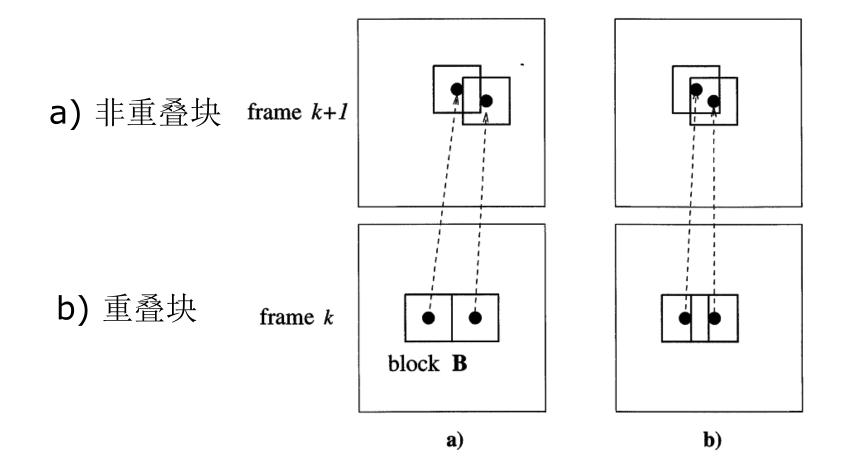






举4. 基于块的运动估计

▶块平移模型

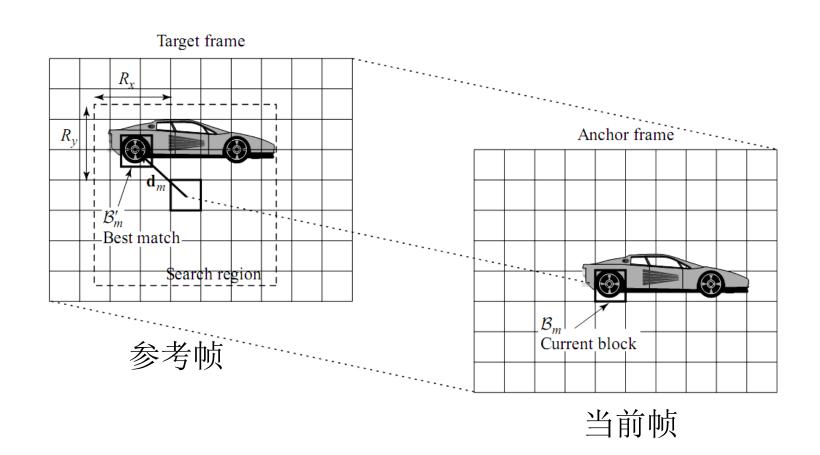








- **举4.** 基于块的运动估计
 - ➤块匹配方法 (BMD)









- ➤块匹配方法 (BMD)
 - 匹配函数

• 均方误差

 $MSE(\mathbf{d}) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}} [\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) - \psi_1(\mathbf{x})]^2$

• 绝对值误差

 $MAD(\mathbf{d}) = \frac{1}{N.N_2} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{P}} \left| \psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) - \psi_1(\mathbf{x}) \right|$

• 匹配像素数

$$MPC(\mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{x} \in B} N(\psi_1(\mathbf{x}), \psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d})) \qquad N(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1 & if & |\alpha - \beta| \le T_0 \\ 0 & if & |\alpha - \beta| > T_0 \end{cases}$$

如果N1,N2固定,即块的大小一定 $SAD(\mathbf{d}) = \sum |\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) - \psi_1(\mathbf{x})|$

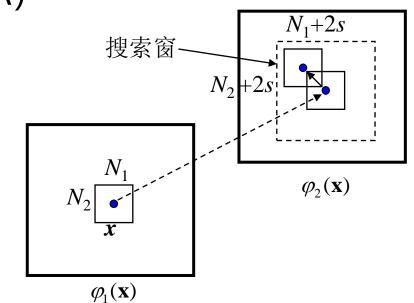
$$SAD(\mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{x} = \mathbf{D}} |\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) - \psi_1(\mathbf{x})|$$







- 4. 基于块的运动估计
- ▶搜索方法
 - 全搜索块匹配算法 (EBMA)



s: 搜索范围

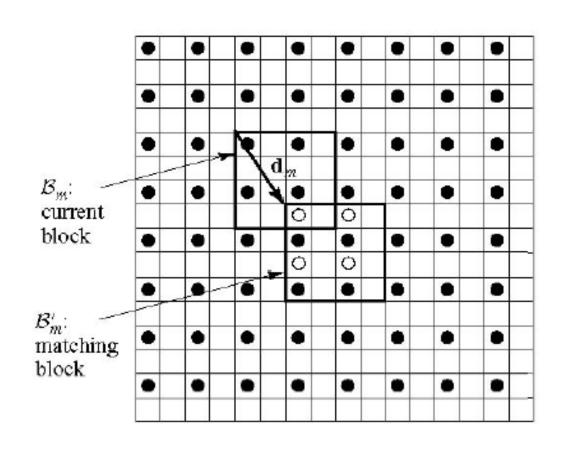
- 全搜索计算量非常大!
 - 如使用MAD匹配准则,全搜索一个块需计算减法、绝对值、加法各 $N_1N_2(2s+1)^2$ 次







- ➤亚像素精度
 - 真实运动未必是整数值
 - 分数精度搜索可提高运 动估计的精度
 - 半像素精度 MPEG-1、 MPEG-2、H.263
 - 1/4和1/8像素精度 MPEG-4、H.264

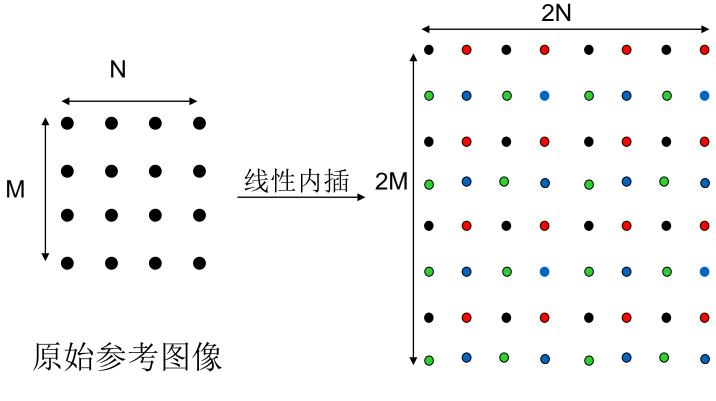








➤亚像素精度



内插后的参考图像





4. 基于块的运动估计

▶匹配速度

- 不降低估计精度的搜索方法
 - 通过减少每个候选块的运算量
 - 部分失真搜索法 (提前退出法)
 - 三角不等式法
- 牺牲估计精度的搜索方法 (快速搜索算法)
 - 通过减少候选块的数目
 - 三步搜索法
 - 新三步搜索法
 - 二维对数搜索法
 - 交叉搜索法
 - 菱形搜索法
 - 其他方法: 四步搜索法、遗传搜索法、钻石搜索





- **华4.** 基于块的运动估计
 - > 匹配速度
 - ・部分失真搜索法,又称提前退出法
 - 在全搜索块匹配方法(或其他快速搜索方法)基础上,在每次失真测 度计算之后加入一个判断
 - 搜索窗每移动一个位置,都将保留最小的失真测度
 - 当搜索窗移动到某个位置时,失真测度进行累加计算,每计算一次 (一个像素) , 比较当前失真累加值与前面保留的最小失真测度, 如 果当前失真累加值较大,则停止计算,将搜索窗移动到下一个位置, 反之,则继续进行累加。







- > 匹配速度
 - ・三角不等式法
 - 与部分失真搜索法相同,搜索窗每移动一个位置,保留最小的失真测度, 如绝对值误差和 (SAD) min $SAD(\mathbf{d}) = \sum |\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) - \psi_1(\mathbf{x})|$
 - 根据三角不等式

$$\left| \sum_{\mathbf{x} \in B} \left| \psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) \right| - \sum_{\mathbf{x} \in B} \left| \psi_1(\mathbf{x}) \right| \le \sum_{\mathbf{x} \in B} \left| \psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}) - \psi_1(\mathbf{x}) \right|$$

- 先计算图像块的灰度值和,包括当前块(只一次就可以了)和搜索块
- 如果两个灰度值和之间的差值已经超出了保留的最小失真测度,则停止 运算,匹配下一个位置。

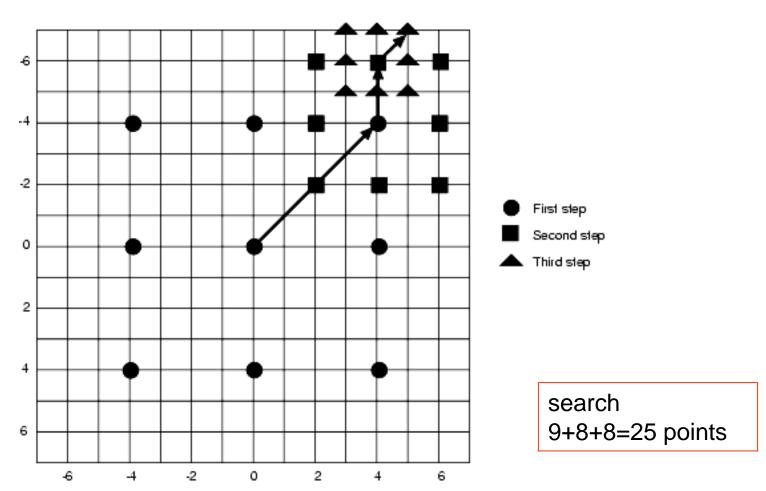






▶匹配速度

三步搜索法 (金字塔)



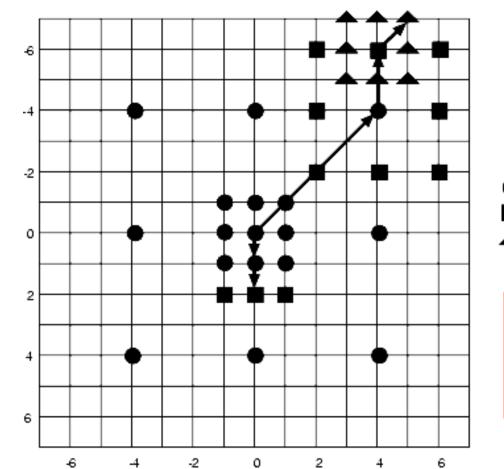






▶匹配速度

新三步搜索法



小位移矢量的出 现概率较大

- First step
- Second step
- Third step

search cases:

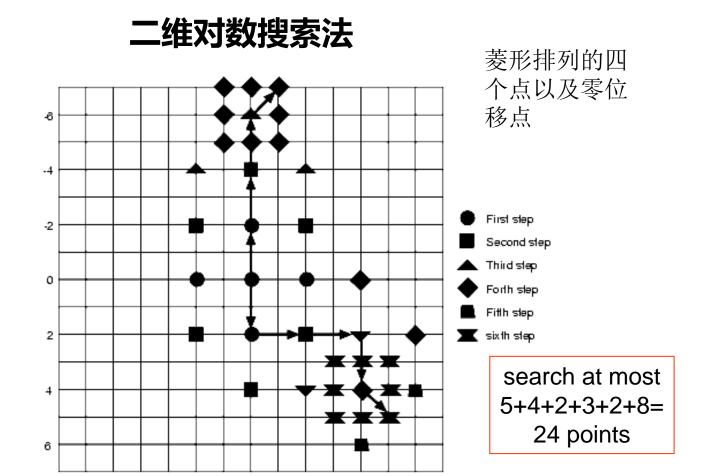
- 1, 9+8=17points
- 2, 9+8+8+8=33points
- 3 9+8+3=20points







▶匹配速度

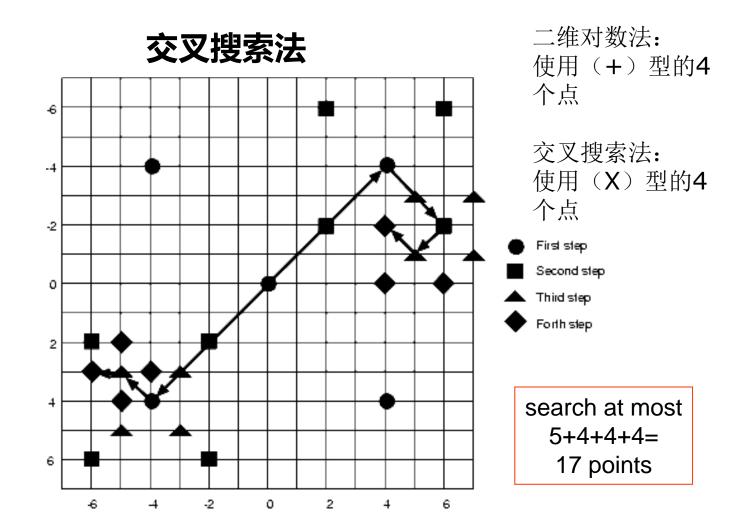








▶匹配速度









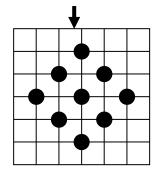
> 匹配速度

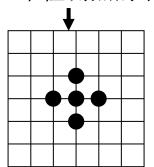
菱形搜索法

9个检测点的大模版

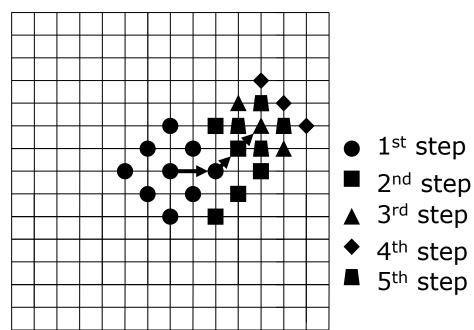
5个检测点的小模版

性能最优异的 算法之一,被 MPEG-4标准 采纳





- •各步骤之间 的相关性较大
- •由移动模版 而新增加的检 测点不多



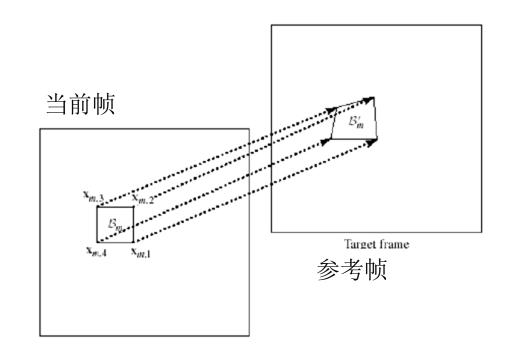






🔆 4. 基于块的运动估计

- ▶非刚体匹配
 - ◎块平移模型的缺陷之一:实际的物体运动不是简单的平移运动
 - ●可变形块可解决此缺陷,可对物体的旋转、缩放、变形等建模
 - 对节点进行运动估计,块内像素的运动矢量使用节点运动矢量内插得到









🔆 4. 基于块的运动估计

- ▶非刚体匹配
 - 0 可变形块运动模型
 - 投影模型
 - o对应于透视投影
 - 仿射运动
 - 双线性运动
 - 无对应物理运动

$$\begin{bmatrix} d_x(x,y) \\ d_y(x,y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{a_0 + a_1 x + a_2 y}{1 + c_1 x + c_2 y} - x \\ \frac{b_0 + b_1 x + b_2 y}{1 + c_1 x + c_2 y} - y \end{bmatrix}$$







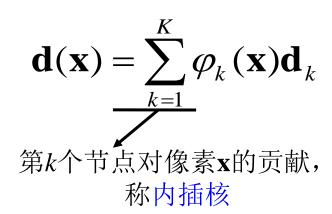
- ▶非刚体匹配
 - 0 可变形块运动估计
 - 估计各个模型的参数
 - ○如:投影模型,需估计a₀,a₁,a₂,b₀,b₁,b₂,c₀,c₁
 - 基于节点的可变形块模型
 - 假设块的控制节点(如块的顶点)可自由运动
 - 对每个节点求取位移矢量
 - 块内像素的位移矢量由节点位移矢量内插得到
 - 优点:
 - 比多项式表示的可变形运动模型更加直观
 - 估计块节点的运动比估计多项式参数容易

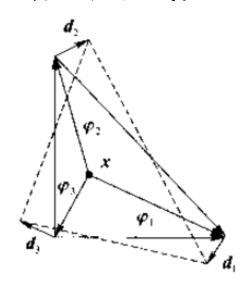




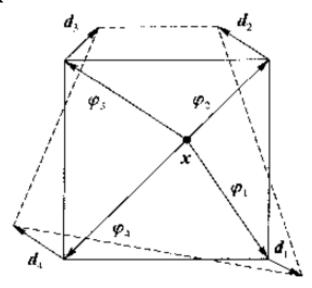


- ▶非刚体匹配
 - 内插公式
 - *K*=1,退化为平移模型
 - K=3,对应于仿射运动模型
 - K=4,对应于双线性运动模型





(a) K=3的情况



(b) K=4的情况







- ▶非刚体匹配
 - 内插核需满足的条件
 - 保证运动的连续性

$$0 \le \varphi_k(\mathbf{x}) \le 1, \sum_{k=1}^K \varphi_k(\mathbf{x}) = 1, \mathbf{x} \in \mathbf{B}$$

• 保证节点处的运动只与其自身有关

$$\varphi_k(\mathbf{x}_l) = \begin{cases} 1, & k = l \\ 0, & k \neq l \end{cases}$$







华4. 基于块的运动估计

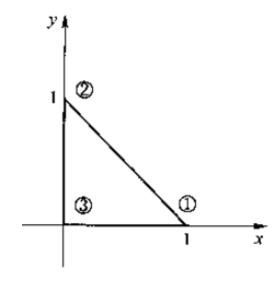
- ▶非刚体匹配
- 内插核函数设计
 - 使用与节点结构相关的形状函数
 - 标准三角形

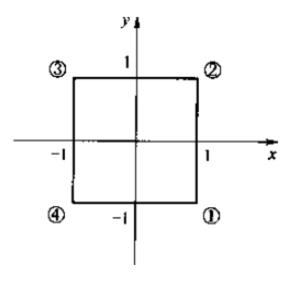
$$\varphi_1(x, y) = x$$
, $\varphi_2(x, y) = y$, $\varphi_3(x, y) = 1 - x - y$

• 标准四边形

$$\varphi_1(x, y) = (1+x)(1-y)/4, \quad \varphi_2(x, y) = (1+x)(1+y)/4$$

 $\varphi_3(x, y) = (1-x)(1+y)/4, \quad \varphi_4(x, y) = (1-x)(1-y)/4$











- ▶非刚体匹配
 - 节点的运动估计
 - 匹配函数

$$E = \frac{1}{2} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{B}} \left[\psi_2(\mathbf{x} + \mathbf{d}(\mathbf{x})) - \psi_1(\mathbf{x}) \right]^2$$

其中:

$$\mathbf{d}(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^{K} \varphi_k(\mathbf{x}) \mathbf{d}_k$$

- 最小化匹配函数方法
 - o 全搜索法: 需较大的计算量
 - o基于梯度的迭代法(Newton-Raphson)

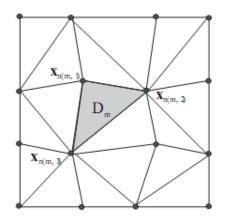


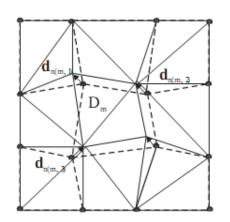




5.基于网格的运动估计

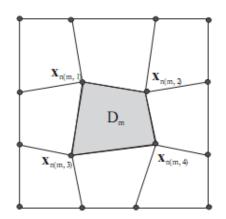
▶定义

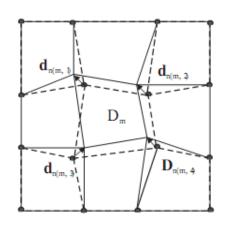




块边界会产生运动的不连续性,是由于节点的运 动矢量是从每个块中独立预测得到的。

(a) 使用三角形网格





当前帧被分割为不重叠的多边形单元 (网格),运动估计为网格的每个节点在参 考帧找到对应点(即得到其运动矢量),其 余点的位移矢量由节点的运动矢量插值得到。

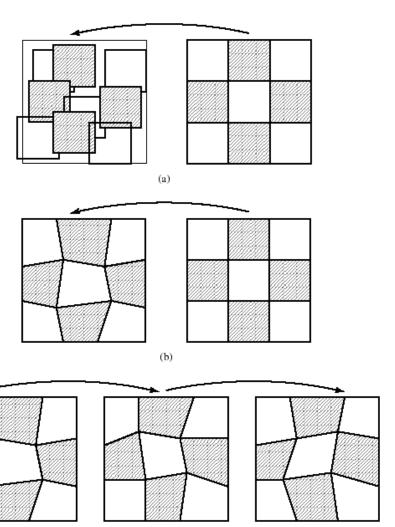






美 5. 基于网格的运动估计

▶定义



(a) 基于块匹配的运动估计

(b) 基于网格的运动估计

(c) 基于网格的运动跟踪

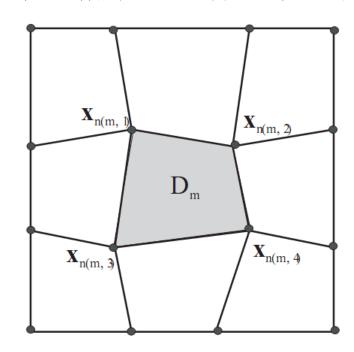


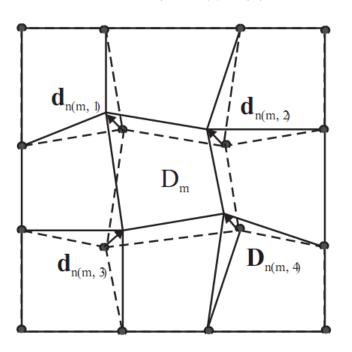




美5. 基于网格的运动估计

- ▶定义
 - •每个网格节点只有一个运动矢量,与其相邻的所有多边形单元共享此运动矢量





单元内像素的运动由节点的运动矢量内插得到

$$\mathbf{d}_{m}(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^{K_{m}} \varphi_{m,k}(\mathbf{x}) \mathbf{d}_{n(m,k)}, \mathbf{x} \in D_{m}$$





5. 基于网格的运动估计

- ▶主要步骤
 - 建立网格
 - 规则网格
 - 自适应网格 复杂运动的区域节点密集,简单运动的区域节点稀疏
 - 节点运动估计
 - 最小化位移帧差函数
 - 二阶梯度迭代
 - 先后顺序
 - 光栅扫描
 - 根据节点处图像梯度值
 - 分组





🏂 5. 基于网格的运动估计

▶自适应三角形网格的建立

$$SG(x,y) = \left| \widetilde{\psi}_2(x+1,y) - \widetilde{\psi}_2(x-1,y) \right| + \left| \widetilde{\psi}_2(x,y+1) - \widetilde{\psi}_2(x,y-1) \right|$$
如果 $SG(x,y) < T_{SG}$ $SG(x,y) = 0$ 图像梯度

$$PPE(x, y) = |\widetilde{\psi}_2(x, y) - \widehat{\psi}_2(x, y)|$$
 如果 $PPE(x, y) < T_{PPE}$ $PPE(x, y) = 0$ 预测误差

 $\tilde{\psi}_{2}(x,y)$: 重建图像 $\hat{\psi}_{2}(x,y)$: 运动补偿图像

图像梯度较大: 区域运动较复杂

预测误差较大: 此区域的运动模型建模失效

SG(x,y)和PPE(x,y)非零时:网格节点密集





★5. 基于网格的运动估计

- ▶节点的运动估计
 - •全搜索法
 - •基于梯度下降的方法

$$E = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{B}_{2,m}} [\boldsymbol{\psi}_1(\mathbf{x} + \mathbf{d}_m(\mathbf{x})) - \widetilde{\boldsymbol{\psi}}_2(\mathbf{x})]^2$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{B}_{2,m}} [\boldsymbol{\psi}_1(\mathbf{x} + \sum_{k=1}^{K_m} \boldsymbol{\varphi}_{m,k}(\mathbf{x}) \mathbf{d}_{n(m,k)}) - \widetilde{\boldsymbol{\psi}}_2(\mathbf{x})]^2$$

更新第n个节点的运动矢量时,其余节点的运动矢量保持不变

$$\mathbf{d}_n^{(l+1)} = \mathbf{d}_n^{(l)} + \arg\min_{\mathbf{u}_n} E_{S(n)}(\mathbf{u}_n)$$

S(n)表示与第n个节点相连接的多边形单元 $E_{S(n)} = \frac{1}{2} \sum_{m \in S(n)} \sum_{n \in \mathbb{N}} \left[\psi_1(x + \mathbf{d}_m(\mathbf{x})) - \widetilde{\psi}_2(\mathbf{x}) \right]^2$

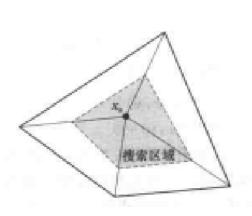


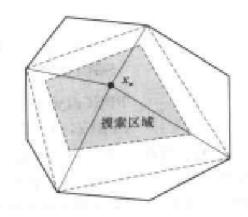




🏂 5. 基于网格的运动估计

- ▶节点的运动估计
- 步骤
 - 节点运动估计初始值: 块匹配法
 - 按顺序迭代估计每个节点
 - 给定某个节点,固定其他节点
 - 在不改变拓扑结构的范围内移动该节点, 计 算误差函数
 - 最小化误差函数 > 更新的运动矢量
 - •满足某条件,终止迭代
- 每个节点的更新过程
 - 全搜索
 - 梯度下降









预测图像

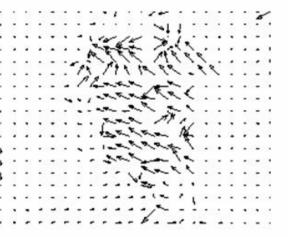


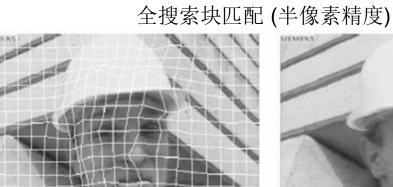
美 5. 基于网格的运动估计

▶块匹配与网格



当前帧









基于网格







🏂 5. 基于网格的运动估计

- > 块匹配与网格
 - 网格
 - 当前帧可以分成规则的或不规则的网格
 - 参考帧中的不规则网格是不重叠的
 - 每个节点只有一个运动矢量
 - 可变形块
 - 当前帧分成规则的网格
 - 参考帧中的不规则网格是重叠的
 - 每个节点有多个运动矢量
 - 不可变形块
 - 当前帧分成规则的网格
 - 参考帧中的规则网格是重叠的