

# Image Deformation Using Moving Least Squares

## 阅读笔记

张建伟

2017 年 8 月 10 日

### 1 Moving Least Squares Deformation

- $p$ : 一系列控制顶点.
- $q$ : 控制顶点变换后的坐标.

给定图上的一点  $v$ , 求解一个最优的仿射变换来最小化

$$\sum_i w_i |l_v(p_i) - q_i|^2, \quad (1)$$

其中  $p_i$  和  $q_i$  都是行向量, 每行的分量为点的坐标, 权重  $w_i$  有如下的形式

$$w_i = \frac{1}{|p_i - v|^{2\alpha}}.$$

因为该最小二乘问题中的权重  $w_i$  独立于  $v$  变形后的点, 所以我们称之为移动最小二乘最小化. 对于不同的  $v$ , 可以得到不同的变换  $l_v(x)$ . 由于  $l_v(x)$  是仿射变换, 所以可以写成

$$l_v(x) = xM + T. \quad (2)$$

令原始的优化函数对  $T$  求偏导数并令其为 0, 解出

$$T = q^* - p^*M,$$

其中  $p^*$  和  $q^*$  是原来一系列控制顶点的加权质心,

$$p^* = \frac{\sum_i w_i p_i}{\sum_i w_i}, \quad q^* = \frac{\sum_i w_i q_i}{\sum_i w_i}.$$

所以有

$$l_v(x) = (x - p^*)M + q^*. \quad (3)$$

所以原优化函数可以修改为

$$\sum_i w_i |\hat{p}_i M - \hat{q}_i|^2, \quad (4)$$

其中  $\hat{p}_i = p_i - p^*$ ,  $\hat{q}_i = q_i - q^*$ , 考虑二维图像时,  $M$  就是一个  $2 \times 2$  的矩阵.

## 1.1 Affine Deformation

要找一个仿射变换来极小化方程 (4), 直接用古典方法求解优化问题得

$$M = \left( \sum_i \hat{p}_i^\top w_i \hat{p}_i \right)^{-1} \sum_j \hat{p}_j^\top w_j \hat{q}_j.$$

从而我们可以写出仿射变换的表达式

$$f_a(v) = (v - p^*) \left( \sum_i \hat{p}_i^\top w_i \hat{p}_i \right)^{-1} \sum_j \hat{p}_j^\top w_j \hat{q}_j + q^*. \quad (5)$$

又因为  $p_i$  是固定的, 所以上式可以变为

$$f_a(v) = \sum_j A_j \hat{q}_j + q^*,$$

其中  $A_j$  可以预计算

$$A_j = (v - p^*) \left( \sum_i \hat{p}_i^\top w_i \hat{p}_i \right)^{-1} w_j \hat{p}_j^\top.$$