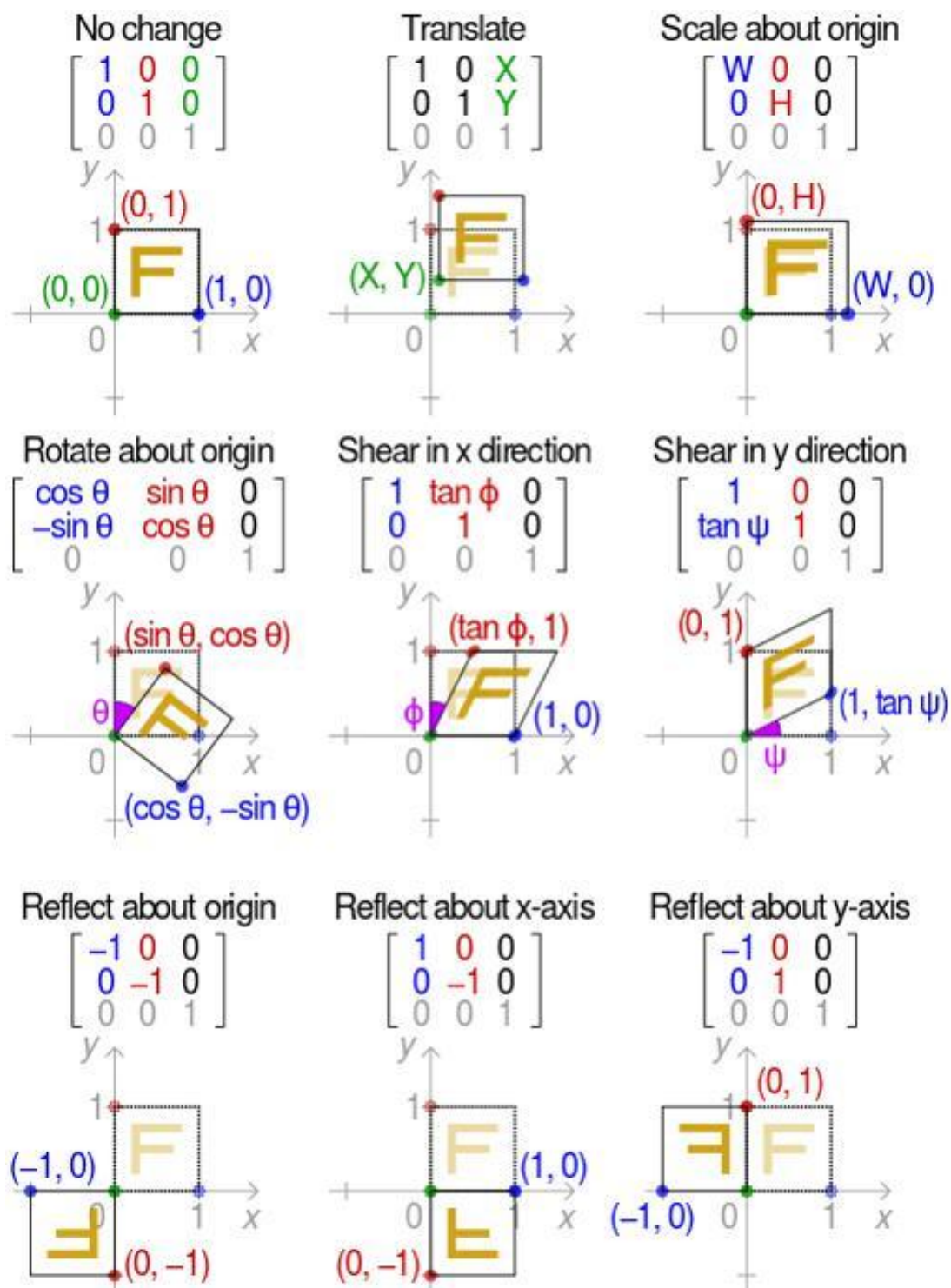


图像处理

仿射变换

图像的平移，旋转，缩放

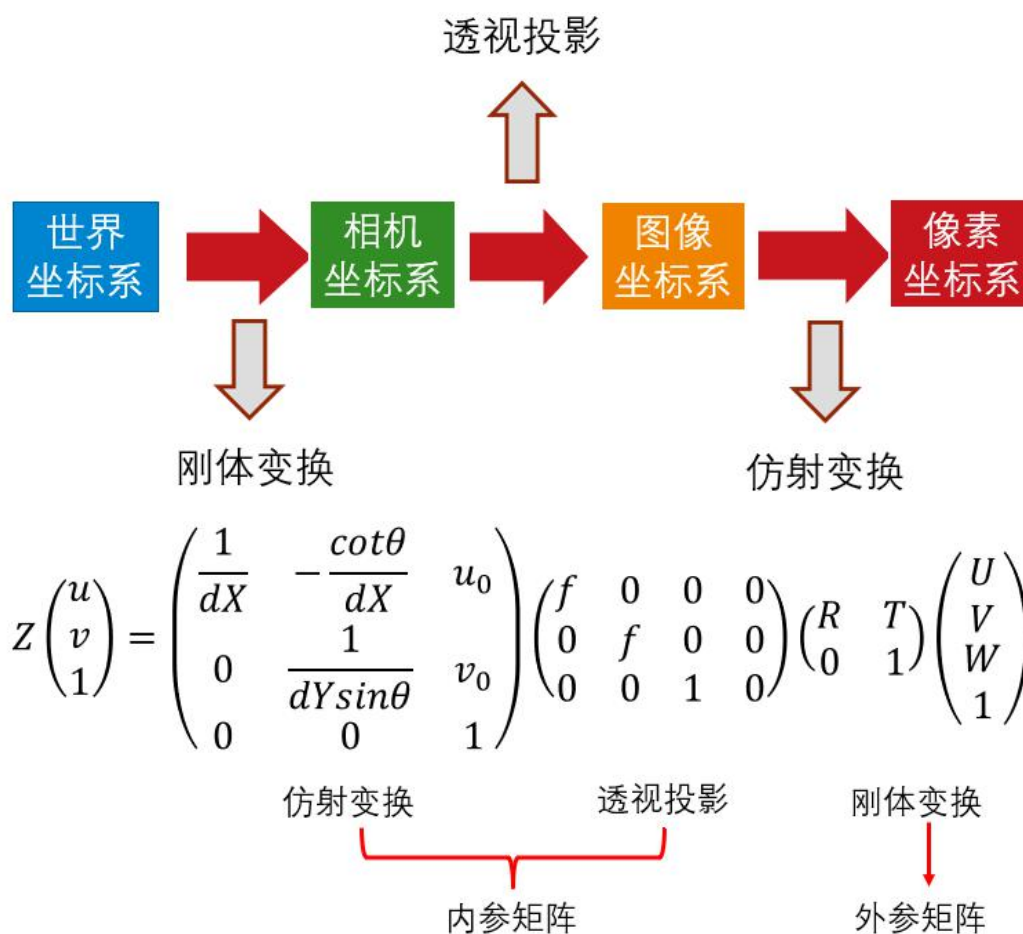


透射变换

视角变换，如从平视变为俯视，更好对车道线进行拟合



世界坐标，相机坐标，像素坐标，图像坐标



外参矩阵和内参矩阵

$$\begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

外参矩阵取决于相机坐标系和世界坐标系的相对位置，R 表示旋转矩阵，T 表示平移矢量。

$$\begin{pmatrix} \frac{1}{dX} & -\frac{\cot\theta}{dX} & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dY \sin\theta} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{f}{dX} & -\frac{f \cot\theta}{dX} & u_0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{dY \sin\theta} & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

内参矩阵取决于相机的内部参数。其中, f 为像距, dx, dy 分别表示 x, y 方向上的一个像素在相机感光板上的物理长度(即一个像素在感光板上是多少毫米), u_0, v_0 分别表示相机感光板中心在像素坐标系下的坐标, θ 表示感光板的横边和纵边之间的角度(90 度表示无误差)。

畸变

畸变模型包括径向畸变和切向畸变。

径向畸变公式(泰勒展开 3 阶)如下:

$$\begin{aligned}\hat{x} &= x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ \hat{y} &= y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6)\end{aligned}$$

切向畸变公式如下:

$$\begin{aligned}\hat{x} &= x + (2p_1 y + p_2(r^2 + 2x^2)) \\ \hat{y} &= y + (p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 x)\end{aligned}$$

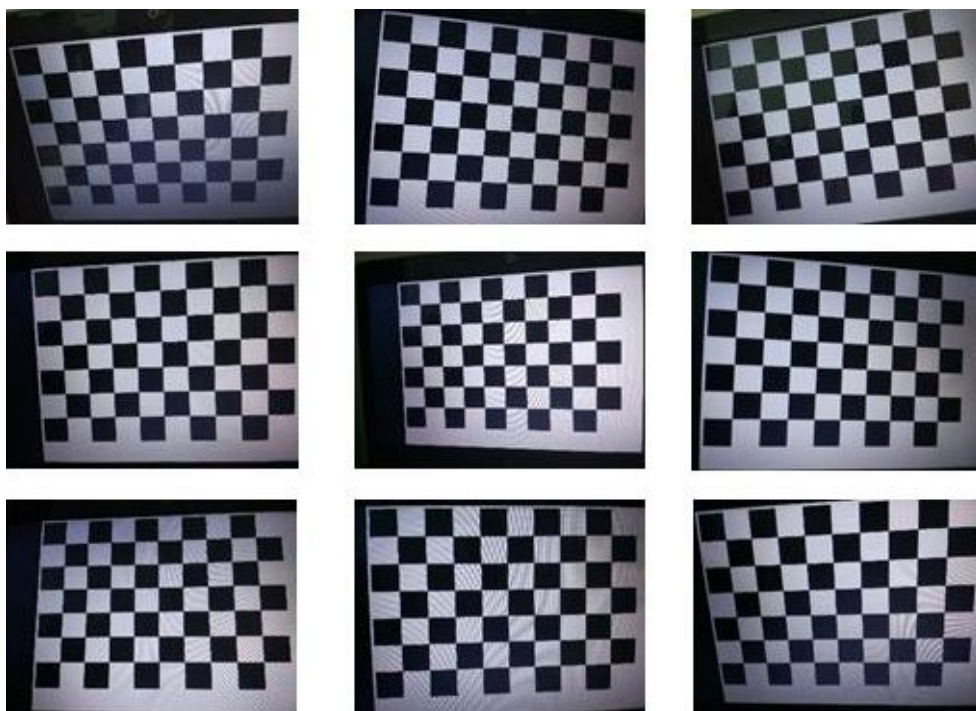
其中, $(x, y), (\hat{x}, \hat{y})$ 分别为无畸变的图像坐标、畸变后的图像坐标, r 为图像像素点到图像中心点的距离, 即 $(r^2 = \hat{x}^2 + \hat{y}^2)$ 。

张正友标定法

张正友标定法利用如下图所示的棋盘格标定板, 在得到一张标定板的图像之后, 可以利用相应的图像检测算法得到每一个角点的像素坐标 (u, v) , `opencv` 中的函数是 `cv2.findChessboardCorners()`。

张正友标定法将世界坐标系固定于棋盘格上, 则棋盘格上任一点的物理坐标 $(W=0)$, 由于标定板的世界坐标系是人为事先定义好的, 标定板上每一个格子的大小是已知的, 我们可以计算得到每一个角点在世界坐标系下的物理坐标 $(U, V, W=0)$ 。

我们将利用这些信息: 每一个角点的像素坐标 (u, v) 、每一个角点在世界坐标系下的物理坐标 $(U, V, W=0)$, 来进行相机的标定, 获得相机的内外参矩阵、畸变参数。`opencv` 中的函数是 `cv2.calibrateCamera()`。



泰勒展开

泰勒展开，构造一段曲线。

让初始值相等: $g(0) = f(0)$
 在 $x=0$ 处导数相等: $g'(0) = f'(0)$
 在 $x=0$ 处导数的导数相等: $g''(0) = f''(0)$
 在 $x=0$ 处导数的...导数相等: $g^{(n)}(0) = f^{(n)}(0)$

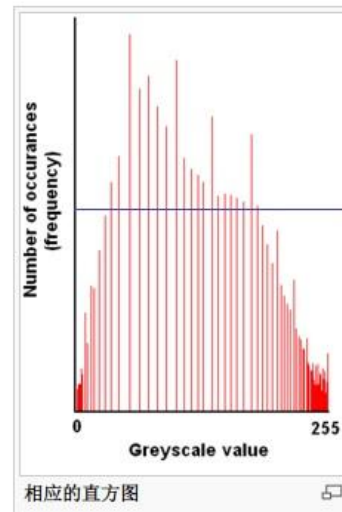
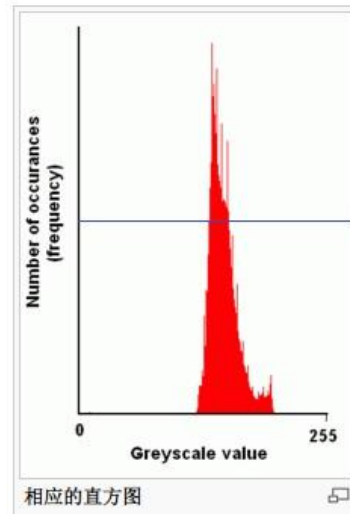
$g(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n$
 $g(0) = a_0 = f(0)$
 $g'(0) = f'(0) = 1!a_1$
 $g''(0) = f''(0) = 2!a_2$
 \vdots
 $g^{(n)}(0) = f^{(n)}(0) = n!a_n$

$g(x) = f(0) + \frac{f'(0)}{1!}x + \frac{f''(0)}{2!}x^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(0)}{n!}x^n$
 从 x_0 开始:
 $g(x) = f(x_0) + \frac{f'(x_0)}{1!}(x-x_0) + \frac{f''(x_0)}{2!}(x-x_0)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!}(x-x_0)^n$
 误差项 = $\frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!}(x-x_0)^{n+1}$ ξ 在 x 和 x_0 的中间任一位置

$g(x) = f(0) + \frac{f'(0)}{1!}x + \frac{f''(0)}{2!}x^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(0)}{n!}x^n$
 $e^x = e^0 + \frac{e^0}{1!}x + \frac{e^0}{2!}x^2 + \dots + \frac{e^0}{n!}x^n$
 $= 1 + x + \frac{1}{2!}x^2 + \frac{1}{3!}x^3 + \dots + \frac{1}{n!}x^n$
 $\sin x = \sin 0 + \frac{\cos 0}{1!}x + \frac{-\sin 0}{2!}x^2 + \frac{-\cos 0}{3!}x^3 + \dots$
 $= x - \frac{1}{3!}x^3 + \dots$
 $\cos x = \cos 0 + \frac{-\sin 0}{1!}x + \frac{-\cos 0}{2!}x^2 + \frac{\sin 0}{3!}x^3 + \dots$
 $= 1 - \frac{1}{2!}x^2 + \dots$

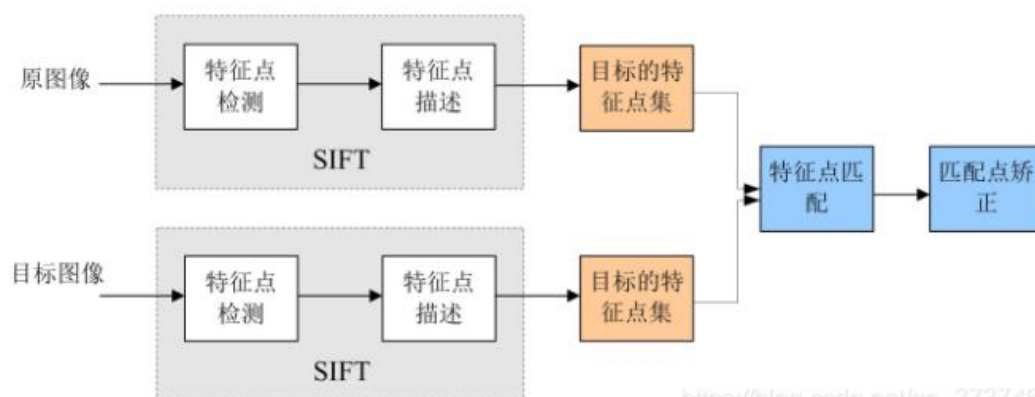
直方图均衡化（针对灰度图像）

从这张未经处理的灰度图可以看出，其灰度集中在非常小的一个范围内。这就导致了图片的强弱对比不强烈。直方图均衡化的目的，就是把原始的直方图变换为在整个灰度范围（0~255）内均匀分布的形式，从而增加像素灰度值的动态范围，达到增强图像整体对比度的效果。



如果是彩色图，可以将图片转化成 HSV 格式（色调，饱和度，亮度），并调整 HSV 三个不同的量。也是增加图像对比度。

Sift



https://blog.csdn.net/qq_37374643

SIFT 可以帮助定位图像中的局部特征，通常称为图像的“关键点”。这些关键点是比例尺和旋转不变量，可用于各种计算机视觉应用，例如图像匹配，物体检测，场景检测等。

将图像缩放成两个尺度不同的图像，每个尺度在前一个图像的基础上做高斯模糊，一共生成 5 个图像，第一个是原图像。每两个图像相减，得到四张关键点图。对图像每一个点，看它前后左右，上面下面的两张关键点图中的九个点，也就是对一个点，看周围的 26 个点，取出最大的那个像素，作为图像的关键点。用一些数学方法来去除噪点。接着计算每个关键点的方向值。如下图，对 50 的点，用 55-46 和 56-42 算出 x 和 y 方向上的梯度。接着算幅度和方向。 $Magnitude = \sqrt{(G_x)^2 + (G_y)^2} = 16.64$ 和 $\Phi = \arctan(G_y / G_x) = \arctan(1.55) = 57.17^\circ$ 。到此为止，关键点的不变的比例以及旋转角度都计算出来了。

我们将使用相邻像素，它们的方向和大小为该关键点生成一个唯一的指纹，称为“描述符”。

35	40	41	45	50
40	40	42	46	52
42	46	50	55	55
48	52	56	58	60
56	60	65	70	75

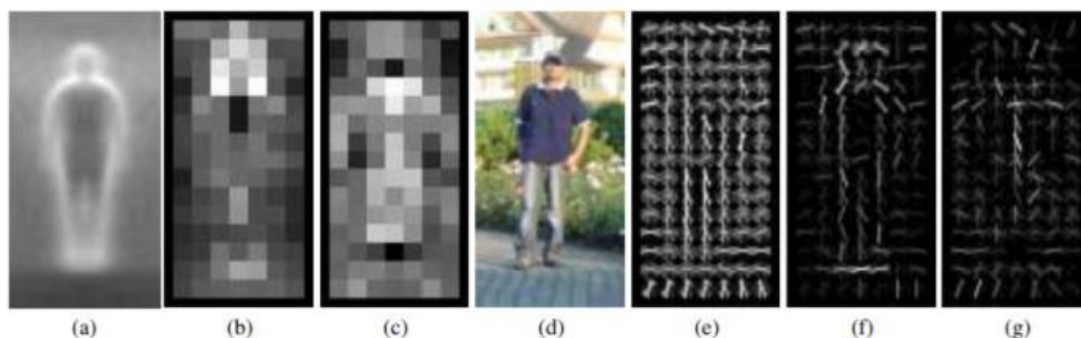
Fast

Fast 特征点检测 feature2D 原理是在圆周上按顺时针方向从 1 到 16 的顺序对圆周像素点进行编号。如果在圆周上有 N 个连续的像素的亮度都比圆心像素的亮度 I_p 加上阈值 t 还要亮，或者比圆心像素的亮度减去阈值还要暗，则圆心像素被称为角点。

算法核心：利用周围像素比较的信息可以得到特征点，简单、高效。

FAST 特征检测算法来源于 corner 的定义，基于特征点周围的像素灰度值。检测候选特征点周围一圈的像素值，如果候选区域内像素点足够多且与候选点灰度值差值足够大，则认为一个特征点。所以思路是：构建差值窗口，阈值选择（点足够多）

Hog



1. gamma 校正。提高图像低像素值区域的对比度，降低高像素值区域的对比度。直观上来讲，使得阴暗或者高亮区域信息在视觉上更加容易分辨。分为归一化（将像素值归一化到 0-1 之间），预补偿（求像素值的次幂），逆归一化（将像素值重新变化位 0-255 之间的 uint8 整数）三个步骤。（为了提高运算效率，可以提前计算每个像素值的 gamma 校正，再查表省去计算）
2. 梯度计算。计算每一个像素点的 x/y 方向梯度（Prewitt/sobel 算子或者其他方法），并将其笛卡尔坐标系的表示转换位极坐标系（方向/幅值）。（OpenCV 中可用 cartToPolar）
3. cell 内方向加权投票。将整幅图像分为若干互不交叠的 $S \times S$ 大小的 cell。以 cell 为单位，统计方向直方图。可以使用二值的权重，也可以使用幅值作为权重；论文中使用后者。为减轻相邻 cell 统计图所存在的突变，也可以使用三线性插值法进行投票，即像素点向相邻的四个 cell 加权投票。
4. 归一化和 blocks 描述符。将小的 cell 进一步整合成大的可以交叠 block 区域，并对 block 区域内的梯度进行归一化，一般使用 L2-Norm。至此得到特征的描述符。

Surf

SURF（Speeded Up Robust Feature）特征就是图像最常见的特征之一，该方法在 2006 年由几位作者联合提出，主要是用来克服 SIFT（一种特征检测方法）计算量比较大，运行速度比较慢的缺点。积分查找表，图上每个点的积分等于点到图像左上顶点的图的面积。基于积分图计算，快速关键点提取。

Orb

ORB 特征是目前最优秀的特征提取与匹配算法之一。图像的特征点可以简单的理解为图像中比较显著显著的点，如轮廓点，较暗区域中的亮点，较亮区域中的暗点等。ORB 采用 FAST（features from accelerated segment test）算法来检测特征点。这个定义基于特征点周围的图像灰度值，检测候选特征点周围一圈的像素值，如果候选点周围领域内有足够多的像

素点与该候选点的灰度值差别够大,则认为该候选点为一个特征点。得到特征点后我们需要以某种方式描述这些特征点的属性。这些属性的输出我们称之为该特征点的描述子(Feature Descriptor)。ORB 采用 BRIEF 算法来计算一个特征点的描述子。BRIEF 算法的核心思想是在关键点 P 的周围以一定模式选取 N 个点对,把这 N 个点对的比较结果组合起来作为描述子。

RANSAC

随机抽样一致算法(random sample consensus)。随机选择两点(确定一条直线所需要的最小点集);由这两个点确定一条线 l ;根据阈值 t ,确定与直线 l 的几何距离小于 t 的数据点集 $S(l)$,并称它为直线 l 的一致集;重复若干次随机选择,得到直线 l_1, l_2, \dots, l_n 和相应的一致集 $S(l_1), S(l_2), \dots, S(l_n)$;使用几何距离,求最大一致集的最佳拟合直线,作为数据点的最佳匹配直线。主要用于图像拼接。用 SIFT 提取特征点,两张图片的特征点有偏差,用 RANSAC 去掉噪点,再拼接。

• 应用: SIFT+RANSAC图像拼接



(a) Image 1 (b) Image 2

(c) SIFT matches 1 (d) SIFT matches 2

KKK录像机

Recognising Panoramas

M. Brown and D. G. Lowe