

摄像机自由运动环境下的背景建模

金保欣 陶霖密 徐光祐 彭玉新

(清华大学计算机科学与技术系, 北京 100084)

摘要 提出了在摄像机运动情况下使用多层 Homography 匹配算法进行背景建模的方法。该方法中, 场景可以被看作由多个平面所组成, 使用 RANSAC 方法找到场景中不同的平面, 即多层 Homography。每个像素点肯定在某个平面上, 通过所属平面相应的 Homography 变换, 就能使相邻两帧重叠视野中的像素点进行匹配, 这样就能对场景进行背景建模。实验结果表明, 该方法能有效地在摄像机运动环境中进行像素点级别的背景建模。

关键词 Homography 背景建模 对应点

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)02-0359-06

Background Modeling under Free Moving Camera Environment

JIN Yu-xin TAO Lin-mi XU Guang-you PENG Yu-xin

(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract In this paper a novel Multi-layer Homography algorithm for background modeling under free moving camera environment is proposed. Background is composed of many planes. RANSAC is used to find these different planes called Multi-Layer Homography. Each pixel definitely belongs to certain plane. Transformed by the corresponding Homography, each pixel in each frame can find its match in the subsequent frame if it occurs in the shared view of these two frames. Thus background model can be built. Experiment shows it is effective for background modeling under free moving camera environments.

Key words Homography background modeling correspondences

1 引言

理解场景中发生的事件是计算机视觉的一项基本目标。为了实现这个目标, 首先需要获得前景物体的信息; 其次才能去识别该前景物体以及理解与之相关的事件, 诸如识别人、车辆以及人的行为。在实现以上这些高层目标之前, 必须面临的问题是如何把前景物体从背景中分割出来。

显然, 如何建立一个稳定的背景模型和如何判断图像中哪些区域是前景是一项非常基础的工作。传统的背景建模方法来自于对每个像素点建立一个混合高斯模型进行描述, 如文献 [1] ~ [3], 建立起了较好的背景模型, 但他们是建立在当前帧的背景像素点能在下一帧中相同位置上找到对应, 因此, 在背景本身有一定扰动的情況下, 该假设显然不成立。

如无法适用于波纹、微风、光照变化、阴影等情况。

Mitter 等人针对动态背景, 建立了一个自适应核的密度估计模型来处理动态背景差分问题^[4]。可以很好地处理复杂背景, 但是其运算代价是十分庞大的。对此, Tian 等人在处理动态背景的同时, 采用了一些方法减少计算代价^[5], 使用对应位置上像素点领域的梯度相似性来处理光照变化问题以及用光强的协方差来处理阴影问题。

以上这些方法都是建立在假设摄像机固定情况下的, 当摄像机运动时, 找到背景像素点位置的对应关系就变成了比较棘手的问题。文献 [6] 提出了处理缓慢的摄像机运动情况下的对应点匹配问题。首先找一个最能符合两张图的 Homography 变换, 对其中一张图进行 Homography 矫正。然后将图像中每个像素点视为一个节点, 利用最小生成树 (MST) 来约束对应点的搜索空间。通过匹配对应点, 就能对

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60673189 60433030)

收稿日期: 2007-06-25 改回日期: 2007-12-07

第一作者简介: 金保欣 (1982 ~), 男, 清华大学计算机科学与技术专业硕士研究生。主要研究方向为计算机视觉、模式识别。 E-mail:

yxj5@mails.tsinghua.edu.cn

©1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

这些点建立多高斯模型,从而建立一张全景图的背景模型。但它仍然存在很多不足。当背景中不同层次的平面过多时,就无法找到对应点。因为不同的背景层次有自己的一个 Homography 变换。

本文提出一种多层 Homography 匹配算法来解决以上的问题。首先,在两幅图中找到一些特征点(角点),并找到潜在的对应关系。其次,多次使用 RANSAC(random sample consensus)的方法找到这些已经被匹配起来的角点的多个 Homography 变换,它们将对应整张图中处于不同层次背景的 Homography 映射关系,从而解决层次丰富的图像序列的对应点匹配问题。实验表明,该方法有效。

2 角点检测及初匹配

运动摄像机中最重要的问题之一就是寻找对应点。而往往在纹理比较丰富的区域容易找到对应点,也就是找到一些角点。这里使用 Harris 算法寻找角点。Harris 角点检测算子是由 Harris 等人于 1988 年中提出的^[7]。它最主要的优点是具有旋转

$$s_j(p_i^{(1)}, p_j^{(2)}) = \frac{\sum_{-\infty \leq \Delta x \leq \infty} I(x_i^{(1)} + \Delta x, y_i^{(1)} + \Delta y) I(x_j^{(2)} + \Delta x, y_j^{(2)} + \Delta y)}{\sqrt{\sum_{-\infty \leq \Delta x \leq \infty} I(x_i^{(1)} + \Delta x, y_i^{(1)} + \Delta y)^2} \sqrt{\sum_{-\infty \leq \Delta x \leq \infty} I(x_j^{(2)} + \Delta x, y_j^{(2)} + \Delta y)^2}}$$

实际上就是找两个视角中的一组点,这组点满足双向都是最优的,也就是说在点集 $P_j^{(2)}$ 中与 $P_m^{(1)}$ 最相似的点是 $P_m^{(2)}$,并且在点集 $P_i^{(1)}$ 中与 $P_n^{(2)}$ 最相似的点是 $P_n^{(1)}$ 。

当然这样做并不能保证找到的对应点就一定是正确的。尤其在纹理比较丰富(这样是保证能找到角点)并且有一大片区域中都具有相似的纹理时,会很容易找到错误的匹配。图 1 是两个视角图像之间角点的对应关系,匹配得到的对应点使用直线连



图 1 对应点初试匹配结果,存在明显错误匹配
Fig1 Initialized Correspondences, obvious mismatches exist

不变性,尺度不变性,对光照变化和图像噪声较鲁棒。Harris 角点检测算子是基于图像局部自矫正函数的,该自矫正函数衡量某个像素点在各个方向上微小偏移所造成的局部范围内的像素变化。简单而言,Harris 算子是寻找两个正交方向上的梯度变化较大的点。

使用 Harris 算子得到两个视角图像中的角点后,还需要将可能的对应点找到。假设已经得到第 1 个视角中的角点集 $P_i^{(1)} = (x_i^{(1)}, y_i^{(1)}) i = 1, 2, \dots, n_1$ 和第 2 视角中的角点集 $P_j^{(2)} = (x_j^{(2)}, y_j^{(2)}) j = 1, 2, \dots, n_2$ 找到这样一组角点 $(P_m^{(1)}, P_n^{(2)})$ 使得

$$\begin{cases} m = \arg_{i=1, 2, \dots, n_1} \max(s_j(p_i^{(1)}, p_n^{(2)})) \\ n = \arg_{j=1, 2, \dots, n_2} \max(s_j(p_m^{(1)}, p_j^{(2)})) \end{cases}$$

式中, $s_j(p_i^{(1)}, p_j^{(2)})$ 表示点 $P_i^{(1)}$ 和点 $P_j^{(2)}$ 的相似度。当两个点之间的距离过大,则该相似度被设为 $-\infty$; 否则各取一个邻域窗口(窗口为 $(x-w, y-w)$ 到 $(x+w, y+w)$ 的一个矩形区域,窗口所涵盖的像素点的亮度 $I(x, y)$ 被展开为一个向量,两个点的邻域窗口构成的向量之间的相关系数即为相似度。即

接。可以明显看到,在纹理重复性比较大的树叶部分有相当多的匹配错误。

3 Homography

3.1 Homography 概念

Homography 是一种空间中某平面在两个不同的视角下成像之间的投影变换关系。给定空间中某平面上的一组点 $X_i = [x_i, y_i, z_i, w_i]^T = [x_i/w_i, y_i/w_i, z_i/w_i, 1]^T$ (这里使用的是齐次坐标,空间的点被表示为 4 维向量,平面上的点为 3 维向量 $[x_i, y_i, w_i]^T = [x_i/w_i, y_i/w_i, 1]^T$),它们投影在第 1 视角的成像平面 $P^{(1)}$ 上的镜像为 $x_i^{(1)}$ 以及投影在第 2 视角的成像平面 $P^{(2)}$ 上的镜像 $x_i^{(2)}$ 之间通过某个 Homography 矩阵 H (3×3 的矩阵)构成投影变换 $x_i^{(1)} \leftrightarrow x_i^{(2)}$ 。因此 $Hx_i^{(1)}$ 和 $x_i^{(2)}$ 为相等的齐次坐标,即两者的差积为 0 即 $x_i^{(2)} \times Hx_i^{(1)} = 0$ 。

3.2 求解 Homography 矩阵

设矩阵 H 的第 i 行的行向量为 h_i^T , 有

$$H\hat{x} = \begin{pmatrix} h^T \hat{x}^{(1)} \\ h^{2T} \hat{x}^{(1)} \\ h^{3T} \hat{x}^{(1)} \end{pmatrix}$$

将上式展开, 并由 $h^{iT} \hat{x}^{(1)} = \hat{x}^{(1)T} h^i$ 可得:

$$\hat{x}^{(2)} \times H\hat{x}^{(1)} = \begin{pmatrix} y_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} h^3 - w_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} h^2 \\ w_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} h^1 - \hat{x}_1^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} h^3 \\ \hat{x}_1^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} h^2 - y_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} h^1 \end{pmatrix} = 0$$

改写为

$$\begin{pmatrix} 0^T & -w_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} & y_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} \\ w_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} & 0^T & -\hat{x}_1^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} \\ -y_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} & \hat{x}_1^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} & 0^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h^1 \\ h^2 \\ h^3 \end{pmatrix} = 0$$

$$h = \begin{pmatrix} h^1 \\ h^2 \\ h^3 \end{pmatrix}, H = \begin{bmatrix} h^1 & h^2 & h^3 \\ h^1 & h^2 & h^3 \\ h^1 & h^2 & h^3 \end{bmatrix}$$

这实际上是一个有 9 个未知数构成的线性方程组, 而这 9 个未知数就是 H 的元素。实际上, 这里的方程组中需要注意, 有一个方程是可由另外两个线性组合得到的, 所以, 一组对应点只提供了两个方程组。记

$$A_i h = \begin{bmatrix} 0^T & -w_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} & y_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} \\ w_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} & 0^T & -\hat{x}_1^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} \\ -y_i^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} & \hat{x}_1^{(2)} \hat{x}_1^{(1)T} & 0^T \end{bmatrix} \begin{pmatrix} h^1 \\ h^2 \\ h^3 \end{pmatrix} = 0$$

其中, A_i 为一个 2×9 的系数矩阵, 是由第 i 组对应建立起来的方程。虽然 H 有 9 个参数, 但因为在齐次坐标系下, 尺度是可以任意的, 实际上只有 8 个未知参数需要求解, 并限定 $\|h\|=1$ 。因此, 为了求解 8 个未知参数的唯一解, 至少需要 8 组线性无关的方程, 这就意味着必须要存在 4 组精确的对应点, 且每 3 个都是不共线的, 才能得到唯一解。

但在实际情况中, 找到的可能的对应点必定存在一些偏差, 这种偏差可能来自匹配算法的不精确, 也可能来自像素本身的不精确性。因为图像中像素坐标都是离散的整数, 而真实的坐标应该是连续的实数, 所以需要更多的点来减少这种偏差。当方程组数量超过未知数的数量时就成为了一个超定问题, 并且很可能由于偏差而导致方程组中出现矛盾方程。因此, 就需要通过最小二乘法来求解超定方程组。

由 i 组对应点组成的系数矩阵 A_i 目标是最小化 $\|Ah\|$, 最小值所对应的 h 就是所求解。即求解特征方程 $A^T A h = \lambda h$ 的最小特征根所对应的解向量。

3.3 使用 RANSAC 算法进行鲁棒估计

前面已经介绍了寻找角点和角点匹配的方法, 也介绍了在找到对应点的情况下求解该组对应点所在平面的 Homography 变换。现在需要求解一个最能符合已经匹配的角点的 Homography 变换。最容易的做法就是直接使用这组角点的坐标建立一个超定方程组, 随后求最小二乘解。但存在两个问题: 一是对应的角点未必在同一个平面上, 这样显然会得到一个非常不精确的最小二乘解。另一个是寻找对应点的方法不能保证找到的对应点是真实的对应点, 图 1 中很显然的存在一些匹配错误的对应点, 可能对求解方程组造成毁灭性的影响。

所以, 需要一些更鲁棒的估计, 而这种估计方法能够识别出不符合所求解的对应点, 可将这类点称为外点, 相对的符合所求解的对应点称为内点。RANSAC 的方法可以解决这个问题。

给定角点及潜在的对应关系后, 使用 RANSAC 求解 Homography 变换的具体算法步骤如下, 两个视角中能符合最多对应点的 Homography 变换如图 2 所示。

(1) 使用 RANSAC 鲁棒估计: 迭代 N 次, N 由人工指定, 重复做:

① 随机采 4 组不退化的对应点作为样本, 计算 Homography 变换 H 。退化情况为 4 组点中只要存在 3 组在同一直线上。

② 对每一组对应点计算距离:

$$d = \|\hat{x}_1^{(1)} - H^{-1}(\hat{x}_1^{(2)})\|^2 + \|\hat{x}_1^{(2)} - H(\hat{x}_1^{(1)})\|^2$$

这里 H^{-1} 为 H 的逆变换。

③ 确定符合当前 H 的对应点, 它们的距离应该小于某个阈值 $d_{\text{threshold}}$ 。这样即为内点。

当前内点数量足够多的时候, 退出循环进入步



图 2 RANSAC 找到的最佳 Homography 对应的内点

Fig 2 The correspondences conforming to

the optimal Homography by RANSAC

骤 (2) 否则返回步骤 (1)。

(2) 对得到的内点做一次最小二乘法求解最终的 H 。

4 多层 Homography 提取

计算 Homography 的目的是为了将某个视角下的画面转化到另外一个视角下, 从而能够在像素点级别上进行配准, 这样就能建立背景模型。但是, 由于实际上背景的层次感较强, 通过一层 Homography 变换后进行配准的过程中, 很多点是无法在矫正后的坐标邻域中找到另外一个视角中与之相似的点。为了能让其他 (平面) 层次上的像素点做到较好的配准, 本文提出一种新的方法: 多层 Homography 提取算法。这种算法可以使得在不同平面上的点根据自己平面的 Homography 转换进行配准, 从而有效降低了像素级别精细配准时的搜索邻域的大小。

4.1 多层 Homography 算法描述

实际上, 多层的 Homography 算法是基于一个非常简单的思想: 假设通过 Harris 角点匹配后得到的对应点中大多数都是匹配正确的, 而这些匹配正确的点根据所处的层次都能服从各层次的 Homography 变换, 找到一个能令最多的对应点服从的 Homography 变换后, 将这些点从对应点中去除, 并将它们的层标记为 1。随后在剩余的对应点中继续寻找最优的 Homography 变换, 将符合这个变换的点标记为 2 并去除, 依此类推。

一般的, 通过 n 组对应点为 $\{(x_i^{(1)}, x_i^{(2)})\}$, $i = 1, 2, \dots, n$ 寻找 m 层 Homography 变换 $\{H_j\}$, $j = 1, 2, \dots, m$ 使得

$$\begin{aligned} x_{k_j}^{(2)} &= H_j x_{k_j}^{(1)}, k_j = 1, 2, \dots, n_j, k_{out} = 1, 2, \dots, n_{out} \\ \{(x_i^{(1)}, x_i^{(2)})\} &= (\bigcup_{j=1}^m \{(x_{k_j}^{(1)}, x_{k_j}^{(2)})\}) \cup \{(x_{k_{out}}^{(1)}, x_{k_{out}}^{(2)})\} \\ \forall i \neq j \in \{1, 2, \dots, m\}, \{(x_{k_i}^{(1)}, x_{k_i}^{(2)})\} \cap \{(x_{k_j}^{(1)}, x_{k_j}^{(2)})\} &= \emptyset \\ \sum_{j=1}^m n_j + n_{out} &= n \end{aligned}$$

式中, $\{(x_{k_{out}}^{(1)}, x_{k_{out}}^{(2)})\}$ 为不服从任何 H_j 的外点集。

多层 Homography 算法的完整描述如下:

$$\mathcal{E}(x_i^{(1)}, x_i^{(2)}, H_j) = \frac{\sum_{-w \leq \Delta x \leq w} I(x_i^{(1)} + \Delta x, y_i^{(1)} + \Delta y) \hat{I}(x_i^{(1)} + \Delta \mu_x + \Delta x, y_i^{(1)} + \Delta \mu_y + \Delta y)}{\sqrt{\sum_{-w \leq \Delta x \leq w} I(x_i^{(1)} + \Delta x, y_i^{(1)} + \Delta y)^2} \sqrt{\sum_{-w \leq \Delta x \leq w} \hat{I}(x_i^{(1)} + \Delta \mu_x + \Delta x, y_i^{(1)} + \Delta \mu_y + \Delta y)^2}}$$

第 1 层已经找到对应点的第 2 视角中的点将不会在接下去的层中寻找其在第 1 视角中的对应点,

(1) 初始化 初始化当前剩余的对应点集 $\{(x_0^{(1)}, x_0^{(2)})\} = \{(x_i^{(1)}, x_i^{(2)})\}$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

(2) 计算当前最佳的 Homography 迭代 m 次:

① 使用 RANSAC 算法计算当前最佳的 H_i 。

② 找到当前的内点集 $\{(x_{k_j}^{(1)}, x_{k_j}^{(2)})\}$, $k_j = 1, 2, \dots, n_j$ 。

③ 去处这些内点得到更新后的当前剩余对应点集 $\{(x_j^{(1)}, x_j^{(2)})\} = \{(x_{i-1}^{(1)}, x_{i-1}^{(2)})\} - \{(x_{k_j}^{(1)}, x_{k_j}^{(2)})\}$ 。

④ 如果剩余对应点集中点数不足某个阈值 $p_threshold$ 则中止算法。否则迭代。

由以上算法, 可求最多 m 层 Homography 变换。

4.2 使用多层 Homography 进行全图对应点匹配

前文提到的对应点匹配只适用于角点, 也就是纹理丰富程度变化较大的点, 而图像中大多数的点都是处在各个相对平滑的区域中, 因此, 以上所述的方法无法适应全图的对应。而使用多层 Homography 变换算法则可以对绝大多数的点进行匹配。

上一节中, 求得 m 层 Homography 变换, 它们表示背景中的 (平面) 层次被分成了 m 层, 而图像中绝大多数的像素点都分别属于这 m 层中的一层或若干层。为解决图像中全像素点的匹配问题, 按 $j = 1, 2, \dots, m$ 依次对第 2 视角作 Homography 变换, 在第 j 层变换中, 找到这样一些点, 使它们满足:

$$\exists (\Delta \mu_x, \Delta \mu_y), -\mu \leq \Delta \mu_x, \Delta \mu_y \leq \mu;$$

$$\| \hat{I}(x_i^{(1)}, y_i^{(1)}) - \hat{I}(x_i^{(1)} + \Delta \mu_x, y_i^{(1)} + \Delta \mu_y) \|^2 < d_threshold$$

$$x_i^{(1)} = H_j^{-1} x_i^{(2)}$$

式中, $\hat{I}(\cdot, \cdot)$ 表示第 2 视角作 Homography 变换后的在点 (\cdot, \cdot) 上的亮度信息, $x_i^{(1)}, y_i^{(1)}$ 为向量 $x_i^{(1)}$ 在 x, y 轴上的分量。即找到第 2 视角中经过 Homography 变换后坐标的微小邻域内如果存在亮度与其在第 1 视角中的对应点亮度相似的像素点, 则认为它是服从该 Homography 变换, 并找到了对应点。当然, 可以将单点的亮度信息扩展到考虑某个邻域中的亮度信息, 可以使用类似第 2 章中的方法来进行衡量。假设邻域大小为 $(2w+1) \times (2w+1)$ 则可将相似度定义为

因此, 在寻找第 2 层的匹配关系时只需要考虑不符合第 1 层 Homography 的那些点。依此类推。

一旦有了对应关系, 就能使用类似于静止摄像机中背景建模的方法来进行像素级别的背景建模。

5 实 验

图 3 图 4 显示了在室外和室内场景中第 1 层 ~ 第 3 层的 Homography 变换后得到的视差图, 视差图中蓝色圆圈标注的区域就是服从该层 Homography 变换的稠密点区域。

实验中, 将 RANSAC 算法的最大循环次数设为 5000 次, 内点的阈值 $p_threshold$ 设为 0.1, 内点数需占本层剩余点的 50%。图 3 中提取了 5 层 Homography 图 4 中提取了 4 层。

根据实验发现, 层数大概为 5 层比较适宜, 因为层数越高, 剩余的对应点中匹配失误的比例就越高。

图 5 显示了经过 Homography 配准后建立起的背景模型中存在前景 (运动物体: 人) 的情况。通过实验可见, 本文的方法能够将前景分割出来。



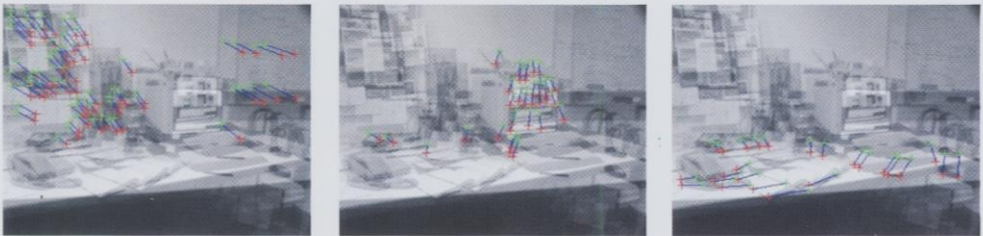
(a) 前 3 层 Homography 的角点对应点



(b) 符合各层的稠密对应点

图 3 实验结果 1

Fig.3 Experiment result 1



(a) 前 3 层 Homography 的角点对应点



(b) 符合各层的稠密对应点

图 4 实验结果 2

Fig.4 Experiment result 2



图 5 包含前景的结果
Fig 5 Foreground segmentation

6 结 论

虽然背景建模已经是一个比较陈旧的话题,但以前的工作基本都是针对静止摄像机来实现的。在运动摄像机环境下的背景建模问题中,文献[6]做过一些探索性的尝试,但由于其无法解决背景层次较多的问题而导致了一些区域无法被更新或者更新错误,最终导致了模糊效应。

本文通过 Harris 算子在两个视角中寻找纹理信息丰富的角点,随后使用一些简单的匹配算法找到对应点。在给定对应点的情况下,通过多次使用 RANSAC 鲁棒估计算法求解不同层次的 Homography 变换,从而使得两个视角中绝大多数重叠的像素点都能找到较好的匹配。实验结果表明,该方法能有效地在摄像机运动环境中进行像素点级别的背景建模。

多层 Homography 提取方法已经在摄像机运动环境下做出了贡献,但还有一些不足及有待突破之处。两个视角中不是所有区域都有重叠,新的视角中有一部分是老视角中没有的,因此,如何判断这些新的区域该属于哪个 Homography 变换将是今后工作的重点。

目前的想法是:

(1) 对整张图计算所有的平滑区,新视角中的新增像素点根据所属的平滑区中其他与老视角有匹配的像素点所符合的 Homography 变换进行变换。与老视角进行拼接。运动摄像机在运动的过程中就相当于在做一个全景图的拼接,同时建立一个背景模型。

(2) 在寻找角点匹配时使用更好的算法进行改进,毕竟角点的匹配是否精确对计算多层 Homography 变换具有至关重要的影响。尤其在寻找比较靠后的层时,如果错误匹配的角点数量较多,则可能掩盖较好的 Homography,甚至可能会基于错误的对应点求得错误的 Homography 变换。

参考文献 (References)

- 1 Cristian M, Bicegi M, Murino V. Integrated region and pixel based approach to background modeling [A]. In: Proceedings of IEEE Workshop on Motion and Video Computing [C], Orlando, Florida, USA, 2002, 3~8.
- 2 Stauffer C, Grimson W. Learning patterns of activity using real time tracking [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747~757.
- 3 Friedman N, Russell S. Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach [A]. In: Proceedings of the 13th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence [C], Providence, Rhode Island, USA, 1997, 175~181.
- 4 Mittal A, Paragios N. Motion-based background subtraction using adaptive kernel density estimation [A]. In: Proceedings of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Washington, DC, USA, 2004, 2, 302~309.
- 5 Tian Yingji, Lu Max, Hampapur A. Robust and efficient foreground analysis for real time video surveillance [A]. In: Proceedings of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], San Diego, CA, USA, 2005, 1, 1182~1187.
- 6 Rao N J, Di Huijun, Xu Guangyou. Joint correspondence and background modeling based on tree dynamic programming [A]. In: Proceedings of International Conference on Pattern Recognition [C], Hongkong, China, 2006, 2, 425~428.
- 7 Harris C, Stephens M J. A combined corner and edge detector [A]. In: Proceedings of Alvey Vision Conference [C], Plessey, UK, 1988, 147~152.
- 8 Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37(2): 151~172.
- 9 Forsyth D A, Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach [M]. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice Hall, 2003, 238~299, 377~430.
- 10 Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision [M]. UK: Cambridge University Press, 2000, 320~344.