

# 无重叠视域视频传感器外部参数自校准算法综述

王强<sup>1</sup> 刘燕<sup>1</sup> 沈毅<sup>1</sup>

**摘要** 视频传感器外部参数自校准,即确定视频传感器的坐标和转角,是实现视频传感器网络应用的重要前提.不同于有重叠视域的视频传感器网络,无重叠视域的视频传感器网络中的视频传感器之间没有可以共享的、可以辅助求解它们的外部参数的信息,所以实现无重叠视域视频传感器外部参数自校准更加富有挑战性.本文回顾了国内外学者在无重叠视域视频传感器外部参数自校准方面的研究工作,着重对目前已有的算法进行了详细的分类和介绍,最后从多方面综合评述了各种算法的性能.

**关键词** 外部参数,自校准,视频传感器网络,无重叠视域

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2012.00001

## A Survey on Extrinsic Self-calibration Algorithms for Cameras without Overlapping Field of Views

WANG Qiang<sup>1</sup> LIU Yan<sup>1</sup> SHEN Yi<sup>1</sup>

**Abstract** Extrinsic self-calibration of cameras, i.e., to automatically determine the extrinsic parameters of the cameras (position and orientation), is regarded as an important preparatory requirement. However, if the cameras do not share overlapping field of views (FoVs), they lack the common information, which is normally obtained from the shared FoVs and used to design the self-calibration algorithms. Hence, it is more difficult and challenging to design the extrinsic self-calibration algorithm in non-overlapping camera networks. In this paper, the existing extrinsic camera self-calibration algorithms for non-overlapping camera networks are reviewed, classified and summarized in detail.

**Key words** Extrinsic parameters, self-calibration, camera networks, non-overlapping filed of views

与其他类型的传感器相比,视频传感器的显著优点是可以提供更加丰富、且易于被人们理解的直观的现场数据.因此,无线视频传感器网络近几年来逐渐被应用到众多方面,如智能监控<sup>[1-4]</sup>、环境监测<sup>[5]</sup>、家庭智能<sup>[6-8]</sup>和虚拟现实<sup>[9-12]</sup>等.如果在获得这些数据信息时,视频传感器所处的状态是未知的,那么我们将无法全面、有效地应用获取到的视频信息,进而可能会降低数据的可用性,无法完成上述任务<sup>[13]</sup>.所以,确定视频传感器的外部参数(在世界坐标系下的位置坐标和相对世界坐标系的转角,为叙述方便,以下简称位置和转角)是应用视频传感器网络的重要前提.视频传感器外部参数自校准算法的研究与无线传感器网络中对其他类型节点自定位算法的研究,以及与摄影测量学和计算机视觉领域内针对视频传感器的内外参数自校准算法的研究的

明显差别可归纳为以下三点:1)与普通无线传感器网络中节点自定位算法<sup>[14-17]</sup>和在视频传感器网络中视频传感器的拓扑结构算法<sup>[18-19]</sup>研究的区别在于,视频传感器外部参数自校准算法不仅要确定节点位置,还要确定节点转角.所以,上述只能确定节点位置的算法不足以实现视频传感器外部参数自校准.2)与摄影测量学和计算机视觉领域内的摄像机自校准算法<sup>[20-21]</sup>研究的主要区别是研究重点不同.这两个专业领域倾向于对独立的复杂照相机的内部参数自校准的研究,目标是获取精确的成像结果(文献[22-28]是这两个专业领域中现有的对视频传感器参数自校准算法的综述文章,相关内容可参考这些文献).而无线视频传感器网络的研究重点是,如何综合利用从多个相互联系的视频传感器处获取的信息实现,如追踪人在建筑物中的位置等目标.因此,与前两个专业领域相比,该领域对单个视频传感器成像效果的要求有所降低,但是它提出了新要求,如:明确各个视频传感器所覆盖的范围等.所以,外部参数的自校准在无线视频传感器网络的应用中显得尤为重要.另外,视频传感器的内部参数不受外部环境的变化而变化,使得无线视频传感器领域通常假设视频传感器的内部参数已经获取,主要研究如何确定它们的外部参数<sup>[29]</sup>.3)近年来,计算机视觉领域中有部分关于视频传感器单应矩阵(Homogra-

收稿日期 2011-01-31 录用日期 2011-08-29  
Manuscript received January 31, 2011; accepted August 29, 2011

国家自然科学基金(61174016, 61171197),中国高等院校博士点项目  
科研基金(20102302110033)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China  
(61174016, 61171197) and Research Fund for the Doctoral Program  
of Higher Education of China (20102302110033)

本文责任编辑 董峰

Recommended by Associate Editor DONG Feng

1. 哈尔滨工业大学航天学院控制科学与工程系 哈尔滨 150000

1. Department of Control Science and Engineering, Harbin  
Institute of Technology, Harbin 150000

phy) 算法<sup>[19, 30-33]</sup> 的研究, 该研究与视频传感器外部参数自校准算法的研究的区别在于: 单应矩阵包含了内部参数与部分外部参数共同的信息, 但根据单应矩阵无法确定外部参数, 即不能确定视频传感器的空间位置关系. 由此可见, 视频传感器网络中视频传感器外部参数自校准是随着视频传感器网络的发展而新兴的研究热点, 具有其独特的、值得研究的问题.

另外, 根据视频传感器网络中视频传感器在监控区域内的覆盖情况可以将视频传感器网络分为两类: 一类是具有重叠视域的覆盖, 如图 1 (a) 所示 (假设每个视频传感器的视域与地面的交平面是正方形的); 另一类是无重叠视域的覆盖, 如图 1 (b) 所示.

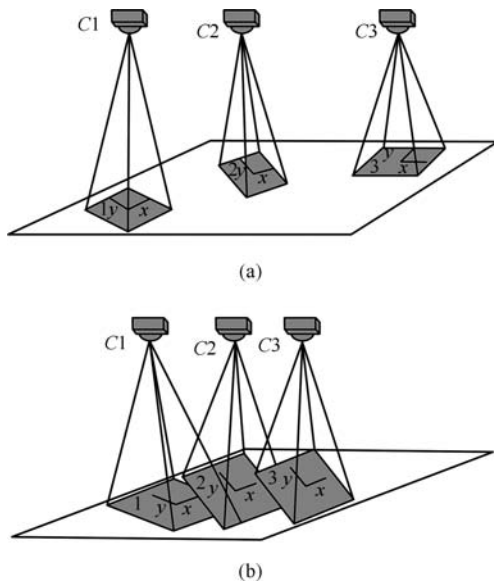


图 1 视频传感器网络示意图

Fig. 1 The illustration of the wireless camera sensor networks

显然, 第一种网络更适用于小面积或有特殊需要的监控场合, 因为它可以提供监控区域内全面的数据信息, 而第二种网络则适用于监控大面积区域, 使用少的视频传感器从而避免庞大的视频数据成为带宽和数据存储的负担. 为了实现大规模网络监控, 无重叠视域的视频传感器网络已经成为视频传感器网络应用的重点<sup>[3]</sup>. 但该种网络中各个视频传感器之间无共享信息, 使得无重叠视域的视频传感器网络中视频传感器 (为叙述方便, 以下将“无重叠视域的视频传感器网络中视频传感器”简记为“无重叠视频传感器”) 外部参数自校准算法的设计成为难点. 所有利用视频传感器之间的共享信息开发的有重叠视频传感器外部参数自校准算法<sup>[34-38]</sup> 都不再适用. 综上所述, 尽管无重叠视域的视频传感器网络仅仅是视频传感器网络的一种, 但它的独特性和

广泛应用性, 使得它自身和无重叠视域视频传感器外部参数自校准算法成为研究和应用的热点与难点. 因此, 本文将致力于系统总结无重叠视频传感器外部参数自校准算法, 填补国内外在该研究方向上无综述的空白.

## 1 算法的性能评价及分类

### 1.1 算法的性能评价

无重叠视域视频传感器网络节点外部参数自校准算法的性能直接影响其可用性, 如何评价这些算法是一个值得深入研究的问题. 下面定性讨论 5 个常用的算法性能评价标准.

1) 自校准精度. 这是自校准技术首要的评价指标, 根据不同的应用目标, 精度评价的方法也不同. 在无线传感器网络研究领域内, 对外部参数的应用目标可分为两类: 一是确定网络拓扑结构; 二是利用获取的参数实现追踪等目标. 因此, 两种相应的精度评价的方法分别是:

a) 位置误差 (式 (1)) 与角度误差 (式 (2))<sup>[39]</sup>. 其中,  $\mathbf{p}_i^{\text{measure}}$  代表对应第  $i$  个视频传感器的计算位置,  $\mathbf{p}_i^{\text{true}}$  代表其真实位置;  $\mathbf{o}_i^{\text{measure}}$  和  $\mathbf{o}_i^{\text{true}}$  分别代表其计算转角和真实转角.  $M$  代表网络中视频传感器的总个数. 显然, 这两项误差足以明确网络拓扑结构误差.

$$L_{\text{err}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\mathbf{p}_i^{\text{measure}} - \mathbf{p}_i^{\text{true}})^2} \quad (1)$$

$$O_{\text{err}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\mathbf{o}_i^{\text{measure}} - \mathbf{o}_i^{\text{true}})^2} \quad (2)$$

b) 视频传感器反成像的误差<sup>[21]</sup>. 如式 (3) 所示.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \|X_m^n - X_t^n\| \quad (3)$$

式中,  $N$  代表视频传感器拍摄到观测值的总个数,  $X_t^n$  和  $X_m^n$  分别是第  $n$  个观测值对应的真实坐标和基于所得外部参数计算的坐标 (注意: 外部参数校准算法假设内部参数已知, 所以  $E$  只与视频传感器外部参数有关, 可以作为评价结果的标准).

2) 算法的容错性. 自校准算法通常假设网络节点设备可以准确并实时地传输信息. 但是, 真实的应用情况中常会出现一些问题, 比如通信盲点等. 因此, 自校准算法应该具有一定的容错性.

3) 算法的通用性. 该项性能主要针对算法中应用的辅助设备、假设前提等条件, 在现实中的可实现性而提出的. 如 MPECNC (Mobile pattern based

extrinsic calibration method for non-overlapping cameras) 算法 (简记为 MPE 算法)<sup>[40]</sup> 需要一种特制的校准模型, SCNCM (Simple calibration of non-overlapping cameras with a mirror) 算法<sup>[41]</sup> 中需要移动镜子以确保视频传感器可以观测到静止的校准物体, 这些在现实中难以实现. 因此, 这些算法的通用性有待商榷.

4) 节点功耗. 任何一种无线传感器网络的节点能量都是有限的, 因此, 在保证自校准精度的前提下, 与功耗密切相关的通信开销和存储开销是一组关键性指标.

5) 适用规模. 主要指算法能够自校准的节点个数或者算法的适用区域. 如 ECCONOTC (Extrinsic camera calibration for an on-board non-overlapping two-camera system) 算法 (简记为 ECC 算法)<sup>[42]</sup> 只适用于小范围内两个或少量节点的外部参数自校准, 而 CLUTE (Camera localization algorithm using trajectory estimation) 算法<sup>[43]</sup> 就可用于大范围内大量节点. 上述几个性能指标不仅是评价视频传感器网络节点外部参数自校准算法的标准, 也是设计和实现算法的优化目标. 同时, 这些性能指标互相关联, 因此在选择和设计算法时, 必须根据应用的具体要求进行权衡, 以达到目标要求.

## 1.2 算法分类

无重叠视域视频传感器外部参数自校准算法从不同的角度可以划分成不同类别.

首先, 从校准算法的实现方式上分可将算法分为集中式算法与分布式算法. 集中式算法, 即把所需信息传送到信息处理中心, 该中心利用所获得的数据进行外部参数自校准. 分布式算法则是依赖节点间的信息交换和协调, 由节点自行计算的自校准方式<sup>[44]</sup>. 篇幅所限, 此处不赘述集中式算法和分布式算法的优缺点.

其次, 按照校准过程可将算法分为实时算法和离线算法. 紧急情况下需要实时地获取数据并且快速在线校准, 不允许系统先采集数据再计算校准结果, 此时离线算法是无用的. 因此, 实时算法是研究重点.

再次, 从校准结果的通用性的角度可将算法分为绝对自校准和相对自校准. 绝对自校准则是指校准结果基于惯例世界坐标系 (以北极、东向和重力方向的反向为基准建立的坐标系). 而相对自校准是指校准结果是相对于用户指定的特殊世界坐标系的. 如 SLATMAP (Simultaneous localization and tracking using maximum a posteriori estimation method) 算法<sup>[45]</sup> 选定第一个观测到目标物体的视频传感器其自身的坐标系作为世界坐标系, 最终的

校准结果即是相对于这个特殊世界坐标系的, 所以它是相对自校准.

从校准结果的完备性的角度, 可以将算法分为完全和不完全外部参数自校准. 前者是指算法完成了 6 个外部参数的自校准, 即在世界坐标系下的三个坐标值和相对于世界坐标系的三个方位角. 后者是指算法根据实际需要只计算了部分外部参数自校准, 比如 2 个坐标值 1 个方位角. 从算法的参数求解过程上可以将算法分为两类, 一类是所有外部参数同时求解; 另一类是先计算旋转矩阵 (角度信息), 再确定位置向量.

根据算法建立的依据也可以对算法进行分类. 无重叠视频传感器是无公用信息的独立的传感器, 因此要建立它们之间的空间关系, 首先需要一种方式将它们联系起来<sup>[46]</sup>. 目前, 将独立的视频传感器联系起来的方式主要有两种: 一种是利用一个运动的校准物体, 通过控制校准物体的运动, 使视频传感器在不同时刻获取对该物体的观测值, 建立视频传感器之间的空间关系. 另一种是使视频传感器自身围绕一个静止的校准物体运动, 运动过程中各个视频传感器便在不同时刻观测该物体, 最终建立视频传感器之间的空间关系.

基于对算法建立依据的分析可知: 所有的算法都建立在相对运动的基础上. 相对运动的运动模型是否已知将会直接影响算法的设计思路. 因此, 最后根据算法的计算思路, 可以将算法分为基于已知运动模型的算法和基于未知运动模型的算法. 精确控制校准物体或者视频传感器按照假设的运动模型进行运动, 或者获取它们复杂轨迹的运动模型很难, 所以基于已知运动模型的算法的可实现性不强. 因此, 目前学者们集中在基于未知运动模型算法的设计上.

下面, 本文将按照算法计算思路的划分方式来介绍现有的无重叠视域视频传感器外部参数自校准算法, 因为通过这种方式可以明确算法的设计思路, 即算法的核心思想.

## 2 基于已知运动模型的自校准算法

根据成像方程  $\mathbf{u}_t^i = I^i E^i \mathbf{x}_t$ , 其中  $\mathbf{u}_t^i$  表示第  $i$  个视频传感器在  $t$  时刻对校准物体的观测值,  $I^i$  表示第  $i$  个视频传感器的内部参数矩阵 (已知),  $E^i$  表示第  $i$  个视频传感器的外部参数矩阵,  $\mathbf{x}_t$  表示  $t$  时刻物体在世界坐标系中的位置坐标, 可知: 如果可以确定多个  $\mathbf{x}_t$  的值并且建立相应的成像方程, 那么  $E^i$  可求. 手动精确测量多个 3D 坐标  $\mathbf{x}$  很难, 因此, 早期算法<sup>[47-49]</sup> 提出通过校准物体的运动模型确定多个 3D 坐标  $\mathbf{x}$ , 从而确定视频传感器对应的外部参数矩阵  $E^i$ . 不同于上述算法, ECC 算法<sup>[42]</sup> 假定视频传感器的运动模型已知, 并且假定一个视频传感器

的外部参数已知(设置这个视频传感器的图像坐标系为世界坐标系),从而确定多个 3D 坐标  $\mathbf{x}$ . 然而,这些基于已知运动模型的算法,为提高算法在现实中的可操作性,限定了视频传感器或者校准物体进行匀速或变速直线运动. 然而,在现实中这些标准运动模型很难实现,所以由这些运动模型计算得到的 3D 坐标  $\mathbf{x}$  和实际的 3D 坐标存在一定的误差,最终导致校准结果出现累积误差.

### 3 基于未知运动模型的自校准算法

一些学者认为上述算法虽然计算原理简单,但是却限制了物体的运动,因此提出解除这种限制的算法.

#### 3.1 最大后验概率参数估计法

2004 年 Rahimi 等<sup>[45]</sup> 在 IEEE 国际计算机视觉与模式识别 (Conference on computer vision and pattern recognition, CVPR) 会议上提出了突破对校准物体运动限制的 SLATMAP 算法,该算法利用对自由运动物体的运动模型的假设,求出物体轨迹的先验概率分布,然后建立视频传感器观测值以轨迹和视频传感器外部参数为条件的后验概率分布,最终基于后验概率分布与先验概率分布建立 MAP 参数估计,进而求出外部参数. 这种思想形成了一类无重叠视频传感器外部参数自校准算法.

##### 3.1.1 SLATMAP 算法

Rahimi 等<sup>[45]</sup> 提出 SLAT (Simultaneous localization and tracking) 问题和解决该问题的 SLATMAP 算法. SLAT 问题是指同时校准静止的视频传感器的外部参数和求解自由运动的物体的运动轨迹. SLAT 问题中假设所有的视频传感器垂直地面摆放在同一个已知的高度上,第一个拍摄到该物体的视频传感器的坐标系为世界坐标系. 因此,除第一个视频传感器以外的任一视频传感器,需要被校准的参数是  $(x, y, \theta)$ , 其中  $(x, y)$  是其在世界坐标系(定义)下的 2D 位置坐标,  $\theta$  是转角. SLATMAP 算法的核心思想是最大后验概率参数估计,如式(4)所示:

$$(\mathbf{x}^*, \boldsymbol{\kappa}^*) = \arg \max_{\mathbf{x}, \boldsymbol{\kappa}} p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \boldsymbol{\kappa}) p(\mathbf{x}) p(\boldsymbol{\kappa}) \quad (4)$$

其中,  $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \boldsymbol{\kappa})$  代表视频传感器外部参数和校准物体轨迹已知条件下,视频传感器获取的对应观测值的最大后验概率,  $p(\mathbf{x})$  和  $p(\boldsymbol{\kappa})$  分别代表运动轨迹的先验概率和视频传感器外部参数的先验概率. 因此 SLATMAP 算法主要包括三部分: 1) 确定先验概率  $p(\mathbf{x})$  和  $p(\boldsymbol{\kappa})$ : 假设校准物体的运动模型为线性高斯马尔科夫模型  $\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_t + \mathbf{v}_t$ , 其中,  $\mathbf{x}_t = [x_t, \dot{x}_t, y_t, \dot{y}_t]$  表示物体的运动状态,

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & a_x & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & a_y \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$\mathbf{v}_t$  代表均值为 0, 方差为  $\Sigma_v$  的高斯噪声. 因此  $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}) = N(\mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1}, \Sigma_v)$  (这里  $N$  代表正态分布). 所以运动轨迹的先验概率为  $p(\mathbf{x}) = \prod_{t=1}^T p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ . 同时,算法假设第一个观测到校准物体的视频传感器其自身的坐标系为世界坐标系,因此先验概率  $p(\boldsymbol{\kappa})$  为整个算法的初始值设置. 2) 确定后验概率  $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \boldsymbol{\kappa})$ : 由针孔视频传感器成像原理可知,测量值和校准物体在世界坐标系下的位置关系可表示为:  $\mathbf{y}_t^i = R^i(C\mathbf{x}_t - \mathbf{p}^i) + \boldsymbol{\omega}_t$ , 其中  $R^i$  代表视频传感器  $i$  的旋转矩阵,  $\mathbf{p}^i$  代表该视频传感器的 2D 位置,  $\boldsymbol{\omega}_t$  代表均值为 0, 方差为  $\Sigma_\omega$  的成像误差. 因此  $p(\mathbf{y}_t^i|\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\kappa}^i) = N(R^i(C\mathbf{x}_t - \mathbf{p}^i), \sigma_y I)$  ( $C$  为提取 2D 坐标的系数矩阵). 所有的观测值相互独立,因此确定后验概率  $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \boldsymbol{\kappa}) = \prod_{t,i \in Z} p(\mathbf{y}_t^i|\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\kappa}^i)$ , 其中  $Z$  代表观测值集合. 3) 求解最优参数.

##### 3.1.2 EMAP 算法

Rudoy 等<sup>[50]</sup> 提出了 EMAP (Enhanced-MAP) 算法. 该算法主要是针对 SLATMAP 算法存在的两个问题提出了解决方案,这两个问题分别是: 1) 需要处理的数据量过大; 2) 未对未被拍摄的轨迹进行约束,因此可能出现这样的自校准结果: 原本是未被拍摄到的轨迹却出现在了视频传感器的视域内,如图 2 所示.

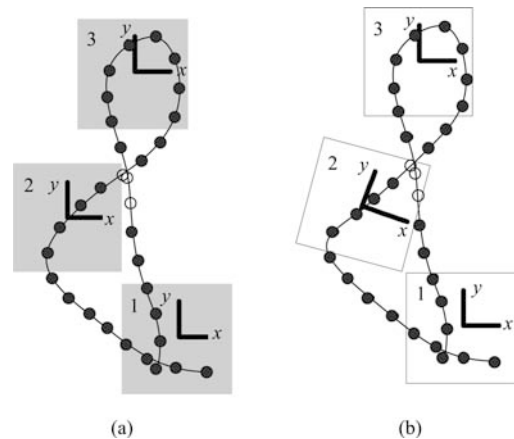


图 2 SLATMAP 算法所存在的问题的示意图  
Fig. 2 The illustration to show the problems of the SLATMAP algorithm

图 2(a) 和图 2(b) 分别是原始的和使用 SLATMAP 算法求得的轨迹和视频传感器外部参数下产生视域的示意图. 可以看出,图 2(a) 空心的

轨迹点实际上是不被任何视频传感器拍摄到的运动轨迹, 但是它们却出现在了图 2(b) 中视频传感器 2 的视域中, 这个结果是错误的. 因此, 针对这些问题, 该文提出: 1) 优化算法降维; 2) 对未被拍摄到的轨迹进行了必要的约束. 通过文中给出的仿真结果可以看出: 用 EMAP 算法可以更加准确快速地校准视频传感器的外部参数.

### 3.1.3 LMAP 算法

然而, Wang 等<sup>[51]</sup>指出并实验证明 SLATMAP 算法鲁棒性不够好, 如图 3(a) 所示. 图中实线方框区域是 2 个视频传感器在实际的外部参数下产生的视域; 虚线方框区域为应用 SLATMAP 算法经过 78 次迭代后收敛而得到的视频传感器的外部参数; 细线条是校准物体的原始轨迹, 粗线条是由算法计算得到的轨迹. 在此图中, 物体在由视频传感器 1 (简记为 C1) 到视频传感器 2 (简记为 C2) 的过程中发生很多大的转弯并且未被任何视频传感器拍摄到, 而且该部分信息没有任何其他信息可以平衡 (此种情况在文献 [56] 中被定义为非闭合 Brownian 运动), 此时 C2 的外部参数计算结果出现错误. 因此, Wang 等<sup>[52]</sup>提出了 LMAP (Location-constraint MAP) 算法. LMAP 算法的核心思想仍然是最大后验概率参数估计, 但相比 SLATMAP 算法, LMAP 算法中可获得的已知信息不仅仅包括所有视频传感器对校准物体的观测值, 还包括了校准物体产生的轨迹上的一些轨迹点的坐标. LMAP 算法将获取的轨迹点坐标以先验概率的形式加入 MAP 参数估计中, 提高算法的鲁棒性. 图 3(b) 是采用 LMAP 算法经过 34 次迭代收敛后得到的仿真结果. 对比图 3(a) 和图 3(b) 可知, LMAP 算法解决了 SLATMAP 算法存在的问题, 并且相比 SLATMAP 算法, 其校准结果精度有所提高, 计算所需的迭代次数有所减少.

## 3.2 卡尔曼滤波推测运动轨迹法

Anjum 等提出上述算法都需要对校准物体的运动模型进行假设, 为避免这种假设, 他们在文献 [43, 53–54] 中提出 CLUTE 算法和 CLUTEBA (CLUTE-bundle adjustment, CBA) 算法.

### 3.2.1 CLUTE 算法

CLUTE 算法是基于轨迹估计求解视频传感器外部参数的算法. 本文第 2 节已经说明, 如果轨迹已知, 那么求解视频传感器的外部参数是相对容易的. 因此, CLUTE 算法的重点是如何估计轨迹. 为简化轨迹估计, 该算法将轨迹分段估计. 1) 划分视频传感器对和轨迹段: 视频传感器对是指如果校准物体在一段时间内的运动轨迹仅仅被两个视频传感器所拍摄到, 称这两个视频传感器为视频传感器对. 为叙

述方便, 定义先后观测到校准物体的视频传感器分别为 C1 和 C2. 轨迹段是任意视频传感器对拍摄到的轨迹以及它们中间的轨迹, 如图 4. 图中灰色方框为两个视频传感器的视域, 实线轨迹可视为校准物体的真实轨迹. 因此, 这两个视频传感器为视频传感器对, 实线轨迹为对应于它们的轨迹段. 2) 估计对应轨迹段每一时刻的坐标值: C1 和 C2 分别基于对轨迹段的观测值用多项式拟合推断物体的运动模型, 并基于所得的运动模型推断轨迹段各个点的坐标值. 再用卡尔曼滤波算法对所得的坐标值分别进行滤波处理, 最终用权值法融合两组坐标值. 如图 4 所示, 点划线是 C1 和 C2 根据各自的观测值获得的前向和后向推测轨迹, 实线线条是经过卡尔曼滤波后得到的相应轨迹, 虚线线条是两条点划线轨迹的融合轨

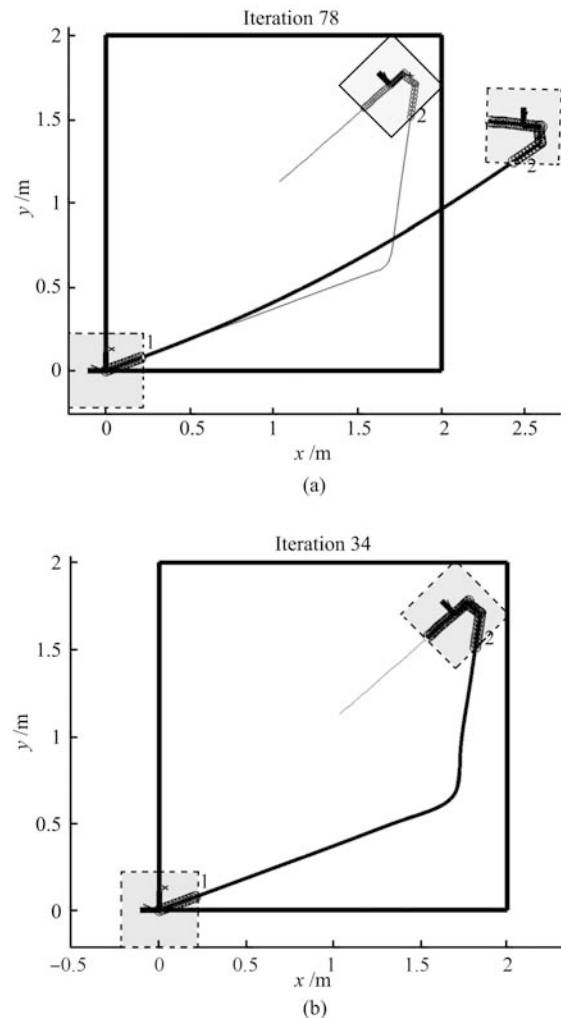


图 3 校准物体进行不闭合 Brownian 运动, 并伴有未被任何视频传感器拍摄到的转弯, LMAP 和 SLATMAP 算法仿真结果图

Fig. 3 The simulation results of the LMAP and SLATMAP algorithms based on the unconfined Brownian motion with some unobserved sharp turns

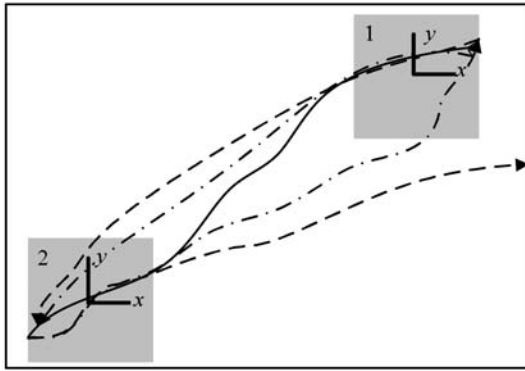


图 4 算法视频传感器对之间互相校准示意图  
Fig. 4 The illustration of the CLUTE algorithm applied to two cameras

迹. 基于得到的轨迹段数值可推导对应的视频传感器对的外部参数, 最终 CLUTE 算法设定第一个视频传感器的图像坐标系为世界坐标系, 统一所有视频传感器的外部参数. CLUTE 算法的整个过程如图 5 所示.

CLUTE 算法的显著优点是它以视频传感器对为单位设计外部参数算法, 是一个分布式算法.

### 3.2.2 CBA 算法

然而, Anjum 等在文献 [53] 中提出 CBA 算法, 即在 CLUTE 算法得到所有视频传感器的外部参数后, 进行 Bundle adjustment 运算以提高所得参数的精度. 虽然相比 CLUTE 算法, CBA 算法在计算精度上有所提高, 但是 CBA 算法不再是分布式算法.

### 3.3 结合灭点理论应用线性方程的自校准算法

首先对灭点 (Vanishing points) 和灭线 (Vanishing line) 进行简单的介绍. 灭点是空间一组平行线在无穷远处影像上的构像, 即该组平行线在影像上的直线影像的交点<sup>[20]</sup>. Caprile 等在 1990 年首次提出应用灭点进行视频传感器标定<sup>[55]</sup>. 随后, 部分学者<sup>[20, 56-57]</sup> 用灭点理论去标定视频传感器的内部参数, 比如镜头畸变参数、焦距等, 部分学者<sup>[58-59]</sup> 应用该理论设计无重叠视频传感器外部参数自校准

的算法.

### 3.3.1 外部参数全校准的算法 (EDRP 算法)

Pflugfelder 等<sup>[58-59]</sup> 提出了用于无重叠视频传感器外部参数自校准的 EDRP (Extended direct reference plane method) 算法. 该算法主要分为两步: 第一步是确定视频传感器的旋转矩阵; 第二步是确定其平移向量 (以网络中有两个视频传感器为例说明此算法). EDRP 算法首先用文献 [60-64] 提出的算法确定了每个视频传感器的内部参数和世界坐标系下  $XYZ$  三个方向的灭点, 然后 EDRP 算法设定任一视频传感器的坐标系为世界坐标系, 并根据视频传感器的成像特点和文献 [65-66] 提出的旋转矩阵搜索算法确定旋转矩阵. 为确定平移矩阵, EDRP 算法应用一个做平滑曲线运动的校准物体, 在 DRP 算法中的基础上引入速度变量, 弥补没有在重叠视域处获取的信息. 设两个视频传感器传感器的外部参数矩阵分别为  $P_1 = [K_1 R_1 0]$  和  $P_2 = [K_2 R_2 t_2]$ , 未知参数即平移矩阵  $t_2$ . 利用不同的视频传感器之间在无穷远处对应点的成像关系和视频传感器成像方程, 当两视频传感器获得了  $N$  对无穷远处对应点的观测值时, 可推导出线性方程, 从而确定其位置坐标, 即平移向量.

### 3.3.2 部分外部参数自校准算法

不同于 EDRP 算法, SMCRO (Simple method to compute the relative orientation between non-overlapping cameras) 算法<sup>[67-68]</sup> 中的视频传感器是可以自由运动的, 即形成了一个未知运动状态的动态视频传感器网络. 因此, SMCRO 算法所求解的视频传感器外部参数只包括三个相对转角. 假设所有视频传感器的垂直灭点是相同的, 并且所有视频传感器都可拍摄到同一条直线 (如桌子的一边、两面墙的相交直线等). SMCRO 算法利用文献 [69] 的算法确定了三向灭点, 利用文献 [70] 的算法确定这些灭点所对应的坐标轴, 求得旋转矩阵, 最终确定视频传感器之间的对应转角.

### 3.4 结合特制校准模型的自校准算法

除上述几类算法外, SCNCM 算法<sup>[41]</sup> 和 MPE

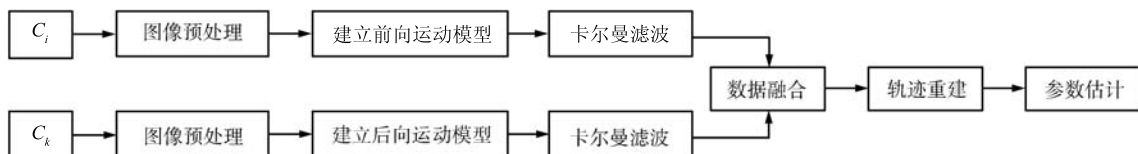


图 5 CLUTE 算法示意图  
Fig. 5 The processing of the CLUTE algorithm

算法<sup>[40]</sup>是先应用传统视频传感器自校准的算法<sup>[71]</sup>校准每个视频传感器(内部参数校准超出本文研究范围,因此不赘述),然后利用传统的校准模型和运动的视频传感器网络建立各个视频传感器与世界坐标系的关系,从而确定视频传感器的外部参数。

### 3.4.1 SCNCM 算法

Kumar 等<sup>[41]</sup>认为 SLATMAP, LMAP, EMAP, EDRP 和 CLUTE 等算法需要保证所有视频传感器都得到至少一段校准物体的运动轨迹,而这个条件很难实现,因此为解决上述问题而提出 SCNCM 算法. SCNCM 算法中设法通过一面镜子使视频传感器可以观测到视域外的校准模型,并结合镜子和视频传感器成像原理设计视频传感器外部参数自校准算法. 算法主要应用两个成像方程之间的三个性质建立线性方程从未求得外部参数,这三个性质分别是: 1) 镜子中的视频传感器观测实际校准物体得到的测量值和实际的视频传感器观测镜子中校准物体的像的测量值是相同的; 2) 镜子中的视频传感器和实际的视频传感器的内部参数相同,但是外参数已经改变. 主要表现在: 第一, 镜子中的视频传感器的图像坐标系是左手坐标系(实际视频传感器是右手坐标系的); 第二, 镜子中的视频传感器的位置  $C' = C - 2d_m n_m$ . 其中  $C$  和  $C'$  分别代表视频传感器的真实位置和其在镜子中的像的位置,  $d_m$  代表视频传感器与镜子的垂直距离,  $n_m$  代表镜子的法向量; 3) 镜子中的视频传感器的旋转矩阵的任一列和实际视频传感器旋转矩阵对应列的关系,如图 6 所示. 推导出  $(C'^T - C^T)(r'_k - r_k) = 0$  的约束关系,其中  $C^T$  和  $r_k$  分别代表视频传感器的中心和视频传感器旋转矩阵中任意一列向量,  $C'^T$  和  $r'_k$  代表镜子中对应的量。

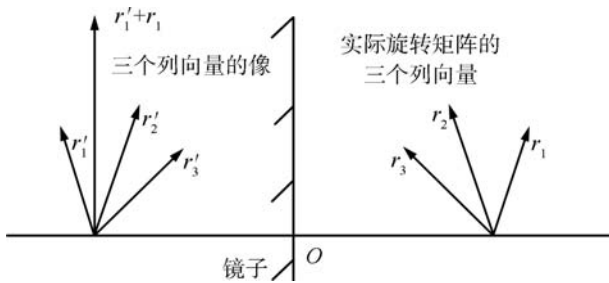


图 6 镜子中的视频传感器的旋转矩阵的任一列和对应的实际的视频传感器的旋转矩阵对应列的关系的示意图

Fig. 6 The illustration of the relationship between the mirrored pose and the real pose of a camera

### 3.4.2 MPE 算法

Pagel 等<sup>[40]</sup>提出了 MPE 算法,此算法是针对任一辆轿车上安装的无重叠视频传感器的外部参数

校准进行设计的. MPE 算法首先利用模型在确定视频传感器的内部参数和视频传感器相对某一校准物体的相对位置关系向量  $A_{im}$ ,如图 7 所示(注意:任一时刻任一视频传感器至少可以看到两个不同的模型,如  $P^i, P^j$ ).然后,视频传感器通过观测模型上的点,根据视频传感器和模型之间的成像关系设计优化方程,如式(5)所示。

$$f_{Pat}(M_{ij}) = \sum_P^M \sum_k^\tau (\mathbf{x}_{mjp}^k - \pi(\mathbf{A}_{im}^k M_{ij}^{-1} \mathbf{X}_{jp}))^2 + \sum_P^M \sum_k^\tau (\mathbf{x}_{mip}^k - \pi(\mathbf{A}_{jm}^k M_{ij} \mathbf{X}_{ip}))^2 \quad (5)$$

式中,  $\pi$  代表成像函数,  $\mathbf{X}_{jp}$  是第  $j$  个模型中的第  $p$  个点的真实位置,  $\mathbf{x}_{mjp}^k$  是该点在第  $n$  个视频传感器中的测量值,  $\mathbf{A}_{im}^k$  是确定了的第  $m$  个视频传感器相对于第  $i$  个模型的相对位置关系. 用 LM 优化方法可以确定误差函数取得最小值时对应的  $M_{ij}$  值(如图 7 中的  $M_{ij}$  所示),即为相邻校准物体之间的相对位置. 依此循环下去直至得到一个链状的校准物体的位置信息,即所有校准物体的相对位置. 然后,汽车在校准物体前运动,使所有的视频传感器可以观看到校准物体,根据校准物体之间的相互位置关系和式(6)(误差优化方程)确定每两个视频传感器之间的相对位置向量,进而确定所有的视频传感器之间的位置关系. 再用 LM 优化算法可以确定当这个误差函数取得最小值时对应的  $C_{mn}$  值,依次循环,直到完成所有视频传感器的自校准。

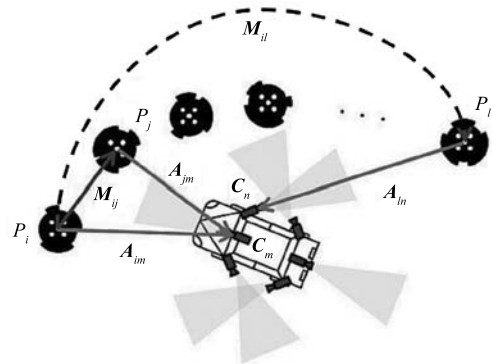


图 7 安装在汽车周围的视频传感器网络和特制的校准模型示意图

Fig. 7 The illustration for the special models placed around the car and the cameras' FoVs

表 1 各种算法性能一览表

Table 1 The table for all the algorithms' performances mentioned in this paper

早期算法	SLATMAP	EMAP	CBA	LMAP	CLUTE	SCNCM	MPE	ECC	SMCRO	EDRP	
匀速直线运动的物体	闭合 Brownian 运动的物体	运动的物体	运动的物体	完全 Brownian 运动的物体	闭合 Brownian 运动的物体	可移动的镜子和物制的校准模型	特制的车轮状校准模型	汽车可见如交通灯, 路灯等	三向正交的直线	三向正交的直线和运动的人	
校准结果的规模	部分	部分	部分	部分	部分	完全	完全	完全	部分	完全	
是否是实时校准	不可以	不可以	不可以	不可以	可以	不可以	可以	不可以	不可以	可以	
是否是分布式算法	不是	不是	不是	不是	是	不是	是	是	是	是	
是否是绝对校准	不是										
可行性分析	物体需进行匀速直线运动, 并保证视频传感器图像平面平行地面	需保证物体进行闭合的布朗运动, 并且保证视频传感器图像平面平行地面	保证视频传感器图像平面平行地面	保证视频传感器图像平面平行地面	行闭合的布朗运动, 并且保证视频传感器图像平面平行地面	所有视频传感器可以通过镜子从不同的角度获取校准模型的不同观测值	特制的校准模型被视频传感器辨别, 摆放模型时保证任一时刻视频传感器可观测到至少两个模型	视频传感器运动速度已知, 并且保证视频传感器进行直线运动	视频传感器运动速度已知, 并且保证视频传感器进行直线运动	视域内必须有三角正交的直线	视域内必须有三角正交的直线
校准物体在运动还是网络在运动	视频传感器网络静止的, 校准物体运动							视频传感器网络运动, 辅助的校准物体静止		视频传感器网络静止, 校准物体运动	
适用规模	少量节点	少量节点	少量节点	少量节点	大量节点	少量节点	少量节点	少量节点	大量节点	大量节点	

$$\begin{aligned}
 f_{Cam}(\mathbf{C}_{mn}) = & \\
 & \sum_P^M \sum_k^\tau \left( \mathbf{x}_{njp}^k - \pi_n \left( \mathbf{C}_{mn} \mathbf{A}_{im}^k \mathbf{M}_{ij}^{-1} \mathbf{X}_{jp} \right) \right)^2 + \\
 & \sum_P^M \sum_k^\tau \left( \mathbf{x}_{mip}^k - \pi_m \left( \mathbf{C}_{mn}^{-1} \mathbf{A}_{jn}^k \mathbf{M}_{ij} \mathbf{X}_{ip} \right) \right)^2
 \end{aligned} \quad (6)$$

上述内容对无重叠视域视频传感器外部参数自校准的算法进行了全面详细地说明, 表 1 全面总结了上述内容, 并详细比较了各种算法的性能. 表中的各项性能的具体含义和本文第 1 节提及的视频传感器外部参数自校准的性能评价相同.

## 4 总结

目前, 国内外针对无重叠视域视频传感器外部参数自校准进行设计的算法不多, 现有的算法都有其自身的不足之处. 但是, 随着无重叠视域视频传感器网络的应用增多, 无重叠视域视频传感器外部参数自校准算法的设计与实现显得尤为重要. 因此该项研究是值得进一步关注和研究的. 因为分布式算

法可以节约节点的通信能耗, 具有更强的鲁棒性等突出优点, 所以在设计算法时应该多倾向分布式算法的设计, 并且应该减少算法中使用的校准物体的限制, 提高算法的可实现性和通用性.

## References

- 1 Kamijo S, Matsushita Y, Ikeuchi K, Sakauchi M. Traffic monitoring and accident detection at intersections. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2000, **1**(2): 108–118
- 2 Cucchiara R, Piccardi M, Mello P. Image analysis and rule-based reasoning for a traffic monitoring system. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2000, **1**(2): 119–130
- 3 Masoud O, Papanikolopoulos N P, Kwon E. The use of computer vision in monitoring weaving sections. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2001, **2**(1): 18–25
- 4 Valera M, Velastin S A. Intelligent distributed surveillance systems: a review. *IEE Proceedings — Vision, Image and Signal Processing*, 2005, **152**(2): 192–204
- 5 He T, Krishnamurthy S, Stankovic J A, Abdelzaher T, Luo L, Stolern R, Yan T, Gu L, Zhou G. VigilNet: an integrated sensor network system for energy-efficient surveil-

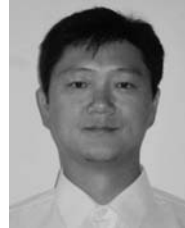


- lance. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2006, **2**(1): 1–38
- 6 Chen W, Aghajan H. Head pose and trajectory recovery in uncalibrated camera networks-region of interest tracking in smart home applications. In: Proceedings of the 2nd ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras. Stanford, USA: IEEE, 2008. 1–7
- 7 Ikebe H, Ogawa K, Hatayama Y. Networked camera system using new home network architecture with flexible scalability. In: Proceedings of the International Conference on Consumer Electronics. Washington D. C., USA: IEEE, 2005. 151–152
- 8 Tabar A M, Keshavarz A, Aghajan H. Smart home care network using sensor fusion and distributed vision-based reasoning. In: Proceedings of the 4th ACM International Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks. Santa Barbara, USA: ACM, 2006. 145–154
- 9 Qureshi F, Terzopoulos D. Smart camera networks in virtual reality. In: Proceedings of the 1st ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras. Vienna, Austria: IEEE, 2007. 87–94
- 10 McCurdy N J, Griswold W. A system architecture for ubiquitous video. In: Proceedings of the 3rd Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. Seattle, USA: ACM, 2005. 1–14
- 11 Qureshi F, Terzopoulos D. Surveillance in virtual reality: system design and multi-camera control. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, USA: IEEE, 2007. 1–8
- 12 Stoakley R, Conway M J, Pausch R. Virtual reality on a WIM: interactive worlds in miniature. In: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing System. Denver, USA: ACM, 1995. 265–272
- 13 Alikhani S, St-Hilaire M, Kunz T. iCCA-MAP: a new mobile node localization algorithm. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications. Marrakech, Morocco: IEEE, 2009. 382–387
- 14 Gasparri A, Pascucci F. An interlaced extended information filter for self-localization in sensor networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2010, **9**(10): 1491–1504
- 15 Noureddine H, Gresset N, Castelain D, Pyndiah R. A new variant of nonparametric belief propagation for self-localization. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Telecommunications. Doha, Qatar: IEEE, 2010. 822–827
- 16 Nicolescu D, Nath B. Ad hoc positioning system (APS) using AOA. In: Proceedings of the 22nd Annual Joint Conference of the IEEE Computer Communications. San Francisco, USA: IEEE, 2003. 1734–1743
- 17 Doherty L. Algorithms for Position and Data Recovery in Wireless Sensor Networks [Master dissertation], University of California, USA, 2000
- 18 Kinh T, Dalley G, Grimson W E L. Inference of non-overlapping camera network topology by measuring statistical dependence. In: Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing, China: IEEE, 2005. 1842–1849
- 19 Beymer D, McLauchlan P, Coifman B, Malik J. A real-time computer vision system for measuring traffic parameters. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan, Puerto Rico: IEEE, 1997. 495–501
- 20 Rong Rui-Xia, Ou Long, Zhang Li-Na, He Chun-Mei. The demarcating method of the general digital camera based on the vanishing point theory. *Chinese Journal of Engineering Geophysics*, 2007, **4**(2): 152–156  
(荣瑞霞, 欧龙, 张丽娜, 贺春梅. 基于灭点理论的普通数码相机标定方法. 工程地球物理学报, 2007, **4**(2): 152–156)
- 21 Tsai R. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1987, **3**(4): 323–344
- 22 Hemayed E E. A survey of camera self-calibration. In: Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Base Surveillance. Los Alamitos, USA: IEEE, 2003. 351–357
- 23 Qiu Mao-Lin, Ma Song-De, Li Yi. Overview of camera calibration for computer vision. *Acta Automatica Sinica*, 2000, **26**(1): 43–55  
(邱茂林, 马颂德, 李毅. 计算机视觉中摄像机定标综述. 自动化学报, 2000, **26**(1): 43–55)
- 24 Li Peng, Wang Jun-Ning. Overview of camera calibration methods. *Shanxi Electronic Technology*, 2007, (4): 77–79  
(李鹏, 王军宁. 摄像机标定方法综述. 山西电子技术, 2007, (4): 77–79)
- 25 Wu Wen-Qi, Sun Zeng-Qi. Overview of camera calibration methods for machine vision. *Application Research of Computers*, 2004, **21**(2): 4–6  
(吴文琪, 孙增圻. 机器视觉中的摄像机定标方法综述. 计算机应用研究, 2004, **21**(2): 4–6)
- 26 Meng Xiao-Qiao, Hu Zhan-Yi. Recent progress in camera self-calibration. *Acta Automatica Sinica*, 2003, **29**(1): 110–124  
(孟晓桥, 胡占义. 摄像机自标定方法的研究与进展. 自动化学报, 2003, **29**(1): 110–124)
- 27 Liu Zhen-Zhong, Fu Li. Research on camera calibration method. *Journal of Shenyang Institute of Aeronautical Engineering*, 2010, **27**(1): 43–47  
(刘振中, 傅莉. 摄像机标定研究. 沈阳航空工业学院学报, 2010, **27**(1): 43–47)
- 28 Zheng Feng-Jie, Yu Tao, Yuan Guo-Ti, Lan Jin-Jing. Overview of geometric camera calibration. *Taiyuan Science and Technology*, 2010, (2): 72–73  
(郑逢杰, 余涛, 袁国体, 兰进京. 相机几何标定方法综述. 太原科技, 2010, (2): 72–73)
- 29 Bourgeois W, Ma L, Chen P, Song Z, Chen Y. Simple and efficient extrinsic camera calibration based on a rational model. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Luoyang, China: IEEE, 2006. 177–182
- 30 Bose B, Grimson E. Ground plane rectification by tracking moving objects. In: Proceedings of the Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance. Nice, France: IEEE, 2003. 9–16

- 31 Liu J, O'Rourke D, Wark T, Lakemond R, Sridharan S. Camera calibration in wireless multimedia sensor networks. In: Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing. Melbourne, Australia: IEEE, 2009. 301–306
- 32 Rasheed Z, Cao X, Shafique K, Liu H, Yu L, Lee M, Ramnath K, Choe T, Javed O, Haering N. Automated visual analysis in large scale sensor networks. In: Proceedings of the 2nd ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras. Stanford, USA: IEEE, 2008. 1–10
- 33 Cao X, Wu L, Rasheed Z, Liu H, Choe T, Guo F, Haering N. Automatic geo-registration for port surveillance. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2010, **24**(4): 531–555
- 34 Mantzel W E, Hyeokho C, Baraniuk R G. Distributed camera network localization. In: Proceedings of the Record of the 38th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, USA: IEEE, 2004. 1381–1386
- 35 Mehta V, Sheng W. Distributed calibration of a camera sensor network. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Bangkok, Thailand: IEEE, 2008. 1974–1979
- 36 Taylor C, Rahimi A, Bachrach J, Shrobe H, Grue A. Simultaneous localization, calibration and tracking in an ad hoc sensor network. In: Proceedings of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Nashville, USA: IEEE, 2006. 27–33
- 37 Funiak S, Guestrin C, Paskin M, Sukthankar R. Distributed localization of networked cameras. In: Proceedings of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Nashville, USA: IEEE, 2006. 34–42
- 38 Meingast M, Songhwai O, Sastry S. Automatic camera network localization using object image tracks. In: Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2007. 1–8
- 39 Liu X, Kulkarni P, Shenoy P, Ganesan D. Snapshot: a self-calibration protocol for camera sensor Networks. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Broadband Communications, Networks, and Systems. San Jose, USA: IEEE, 2006. 1–10
- 40 Pagel F. Calibration of non-overlapping cameras in vehicles. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. San Diego, USA: IEEE, 2010. 1178–1183
- 41 Kumar R K, Ilie A, Frahm J M, Pollefeys M. Simple calibration of non-overlapping cameras with a mirror. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1–7
- 42 Lamprecht B, Rass S, Fuchs S, Kydamakya K. Extrinsic camera calibration for an on-board two-camera system without overlapping field of view. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Transportation System Conference. Seattle, USA: IEEE, 2007. 265–270
- 43 Anjum N, Cavallaro A. Localization of distributed wireless cameras. In: Proceedings of the 3rd ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras. Como, Italy: IEEE, 2009. 1–6
- 44 Wang Fu-Bao, Shi Long, Ren Feng-Yuan. Self-localization systems and algorithms for wireless sensor networks. *Journal of Software*, 2003, **16**(5): 857–868  
(王福豹, 史龙, 任丰原. 无线传感器网络中自身定位系统和算法. 软件学报, 2003, **16**(5): 857–868)
- 45 Rahimi A, Dunagan B, Darrell T. Simultaneous calibration and tracking with a network of non-overlapping sensors. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. 187–194
- 46 Makris D, Ellis T, Black J. Bridging the gaps between cameras. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. 205–210
- 47 Fisher R B. Self-organization of randomly placed sensors. In: Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision. Copenhagen, Denmark: Springer, 2002. 146–160
- 48 Pasula H, Russell S J, Ostland M, Ritov Y. Tracking many objects with many sensors. In: Proceedings of the 16th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Stockholm, Sweden: Morgan Kaufmann, 1999. 1160–1171
- 49 Kettner V, Zabih R. Counting people from multiple cameras. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems. Florence, Italy: IEEE, 1999. 267–271
- 50 Rudoy M B, Rohrs C E. Enhanced simultaneous camera calibration and path estimation. In: Proceedings of the 40th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, USA: IEEE, 2006. 513–520
- 51 Wang Q, Liu Y. A tractable mechanism for external calibration in non-overlapping camera network. In: Proceedings of the 6th International ICST Conference on Communication and Networking in China. Harbin, China: ICST, 2011
- 52 Wang Q, Liu Y, Shen Y. An accurate extrinsic camera self-calibration method in non-overlapping camera sensor networks. In: Proceedings of the IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. Binjiang, China: IEEE, 2011. 1–6
- 53 Anjum N, Cavallaro A. Automated localization of a camera network. *IEEE Intelligent Systems*, 2010, (99): 1–7
- 54 Anjum N, Taj M, Cavallaro A. Relative position estimation of non-overlapping cameras. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Honolulu, USA: IEEE, 2007. 281–284
- 55 Caprile B, Torre V. Using vanishing points for camera calibration. *International Journal of Computer Vision*, 1990, **4**(2): 127–140
- 56 Wu L, Cao X, Foroosh H. Camera calibration and geo-location estimation from two shadow trajectories. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, **114**(8): 915–927
- 57 Lv F, Zhao T, Nevatia R. Camera calibration from video of a walking human. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(9): 1513–1518
- 58 Pflugfelder R, Bischof H. People tracking across two distant self-calibrated cameras. In: Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. London, UK: IEEE, 2007. 393–398

- 59 Pflugfelder R, Bischof H. Localization and trajectory reconstruction in surveillance cameras with nonoverlapping views. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(4): 709–721
- 60 Kosecka J, Zhang W. Video compass. In: Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision. Copenhagen, Denmark: Springer, 2002. 476–490
- 61 Liebowitz D. Camera Calibration and Reconstruction of Geometry from Images [Ph. D. dissertation], University of Oxford, USA, 2001
- 62 Liebowitz D, Zisserman A. Combing scene and auto-calibration constraints. In: Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999. 293–300
- 63 Pflugfelder R, Bischof H. Online auto-calibration in man-made worlds. In: Proceedings of the Digital Image Computing: Techniques and Applications. Cairns, Australia: IEEE, 2005. 519–526
- 64 Schindler G, Dellaert F. Atlanta world: an expectation maximization framework for simultaneous low-level edge grouping and camera calibration in complex man-made environments. In: Proceedings of the IEEE International Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. 203–209
- 65 Li H, Hartley R. The 3D-3D registration problem revisited. In: Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2007. 1–8
- 66 Hartley R, Kahl F. Global optimization through searching rotation space and optimal estimation of the essential matrix. In: Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2007. 1–8
- 67 Junejo I, Cao X, Foroosh H. Geometry of a non-overlapping multi-camera network. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Sydney, Australia: IEEE, 2006. 43–48
- 68 Junejo I, Cao X, Foroosh H. Autoconfiguration of a dynamic nonoverlapping camera network. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, **37**(4): 803–816
- 69 Lv F, Zhao T, Nevatia R. Self-calibration of a camera from video of a walking human. In: Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition. Quebec, Canada: IEEE, 2002. 562–567
- 70 Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision (Second Edition)*. Cambridge: Cambridge University Press, 2003

- 71 Zhang Z. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations. In: Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999. 666–673

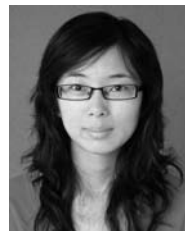


王强 哈尔滨工业大学航天学院教授。2004 年获得哈尔滨工业大学博士学位。主要研究方向为图像处理, 数据融合和无线传感器网络。

E-mail: wangqiang@hit.edu.cn

(WANG Qiang Professor in the Department of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology.

He received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2004. His research interest covers image processing, data fusion, and wireless sensor networks.)



刘燕 哈尔滨工业大学航天学院博士研究生。2009 年获得东北大学硕士学位。主要研究方向为视频传感器参数自校准, 目标追踪和无线传感器网络。本文通信作者。

E-mail: nokia19841222@yahoo.cn

(LIU Yan Ph. D. candidate in the Department of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology.

She received her master degree in 2009 from Northeast University of China. Her research interest covers self-calibration of cameras and objects tracking with wireless sensor networks. Corresponding author of this paper.)



沈毅 哈尔滨工业大学航天学院教授。1995 年获得哈尔滨工业大学博士学位。主要研究方向为导航、制导与控制, 故障诊断和数字超声成像技术。

E-mail: shen@hit.edu.cn

(SHEN Yi Professor in the Department of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology. He

received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 1995. His research interest covers navigation, guidance and control, fault diagnosis, and digital ultrasound imaging.)