

# 一种基于图像的室内大场景自动三维重建系统

张峰<sup>1</sup> 史利民<sup>1</sup> 孙凤梅<sup>2</sup> 胡占义<sup>1</sup>

**摘要** 由于室内场景具有结构化的特点,如人们习惯的平行、垂直、共线共面等,在基于图像的室内场景自动重建中,即使一些小的误差也会导致明显的视觉差异.文献中对具有高保真的室内场景的自动重建系统尚少有报道.针对犯罪现场三维复原的具体需求,本文报道了一种基于图像的室内场景自动重建系统,包括图像采集平台的标定,特征点与特征直线的匹配与重建,以及多视角下重建结果的融合等.本系统有如下特点:1)重建过程为全自动,不需要任何人机交互;2)直线特征的自动匹配与重建考虑了场景的深度与结构信息,匹配的正确率及空间直线重建效果得到了显著提高;3)重建结果的整体优化中,融合了特征点与特征直线.大量实验结果表明,该系统方便实用,且能得到比较好的重建效果.

**关键词** 三维重建,系统标定,直线匹配,三维融合

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2010.00625

## An Image Based 3D Reconstruction System for Large Indoor Scenes

ZHANG Feng<sup>1</sup> SHI Li-Min<sup>1</sup> SUN Feng-Mei<sup>2</sup> HU Zhan-Yi<sup>1</sup>

**Abstract** Due to the structured nature of indoor scenes, such as the perpendicularity, parallelism, collinearity, coplanarity, etc., accustomed by human being in their daily life, usually a small reconstruction error of indoor scene could bring up dramatic visual effects. As a result few practical image based large indoor reconstruction systems are reported in the literature to our knowledge. In this work, we report an automatic image-based crime-scene reconstruction system, which includes such units as image capturing platform calibration, image point and line matching and reconstruction as well as the fusion of partial results under multiple views. The main characteristics of our system are: fully automatic, no human interaction is needed; both structural and depth information is used in line matching and reconstruction to substantially increase the reconstruction quality; in the bundle adjustment, both lines and points are optimized simultaneously. Extensive experiments on real scene have validated our system.

**Key words** 3D reconstruction, system calibration, line matching, 3D data fusion

目前,室内场景的三维建模主要是基于激光扫描的方法<sup>[1-2]</sup>.此种方法虽然能够获取理想的建模效果,但是系统造价昂贵.由于室内场景的规则性与结构化,基于图像的室内场景的三维建模一般都需要人机交互完成,如选取若干个平面<sup>[3-4]</sup>,或指定若干个关键点<sup>[5]</sup>.我们自行研制的图像采集平台,在相机内参数已标定的前提下,可自动完成室内场景的三维建模,并实现多视角下重建结果的融合.

基于图像序列的自动重建系统,文献中有代表性的工作有:Tomasi和Kanade<sup>[6]</sup>的基于分解法的对简单场景的重建系统.2004年,Pollefeys等<sup>[7]</sup>利

用手持相机拍摄视频,全自动地实现场景重建,然而重建的结果不仅依赖于初始帧的选择,而且我们自己的实验表明,在诸如办公室等结构化场景,重建的效果并不理想.2008年,Pollefeys等<sup>[8]</sup>报道了一个八相机组成的移动式城市市场景建模方法,该系统强调了定位的实时性,所使用的方法是一些经典的视频处理方法,而且姿态的定位要借助于GPS/INS定位系统.目前,上述方法使用的图像特征都是视频序列中跟踪的特征点<sup>[9]</sup>.对于结构化的室内场景而言,图像线特征的重建对保持场景的结构更为重要.但是图像直线的自动提取与匹配,目前还没有较成熟的算法.2009年,文献[10]给出了一种基于统计描述子的直线自动匹配算法,但是当场景包含重复纹理、少纹理或图像视角变化较大时,该算法的匹配正确率显著下降.针对室内场景的结构化特点,本系统在直线自动匹配过程中,仅匹配水平与垂直直线,并考虑了场景的深度约束,使直线匹配正确率得到了显著提高.

对于基于图像序列的三维重建而言,最后的捆绑调整是必不可少的步骤.Triggs等<sup>[11]</sup>对捆绑调整作了极为详细的理论分析,并提供了多种实现策略.

收稿日期 2009-03-30 录用日期 2009-05-25  
Manuscript received March 30, 2009; accepted May 25, 2009  
国家高技术研究发展计划(863计划)(2007AA01Z341),国家自然科学基金(60835003,60673104)资助  
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2007AA01Z341), National Natural Science Foundation of China (60835003, 60673104)  
1. 中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100190  
2. 北方工业大学理学院 北京 100044  
1. National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190  
2. Faculty of Sciences, North China University of Technology, Beijing 100044

Lourakis 等<sup>[12]</sup> 设计并实现了通用型的稀疏捆绑调整软件包. 但是, 目前捆绑调整技术仅优化三维空间点和相机参数. 本文将重建的空间直线、空间点及相机参数进行混合整体优化, 有效提高了室内场景的重建效果.

本文的组织结构如下: 第 1 节为系统简介; 第 2 节给出转台系统的自动标定; 第 3 节讨论直线特征的自动匹配与重建; 第 4 节讨论点线特征的融合; 第 5 节报道实验结果.

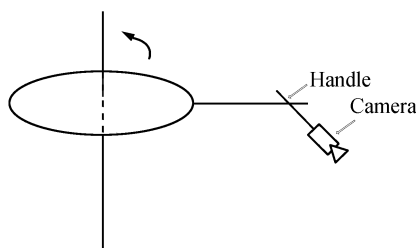
## 1 图像采集平台简介

针对室内犯罪现场重建的要求, 我们自行研制了如图 1 所示的图像采集平台. 该平台通过活动手柄将相机与旋转平台连接, 活动手柄可调节相机与旋转平台的姿态, 控制旋转平台可实现相机的平面旋转运动, 平台支架可自由升降. 控制器可读取旋转平台的旋转角度, 该设备的每次旋转误差小于  $0.02^\circ$ , 没有累计误差.



(a) 转台系统实物图

(a) Rotating platform



(b) 转台系统示意图

(b) Platform schematic description

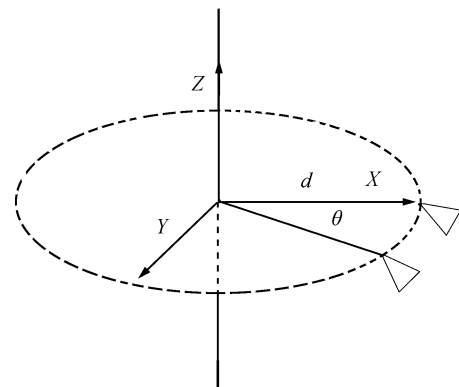
图 1 系统平台

Fig.1 System platform

## 2 采集平台的自动标定

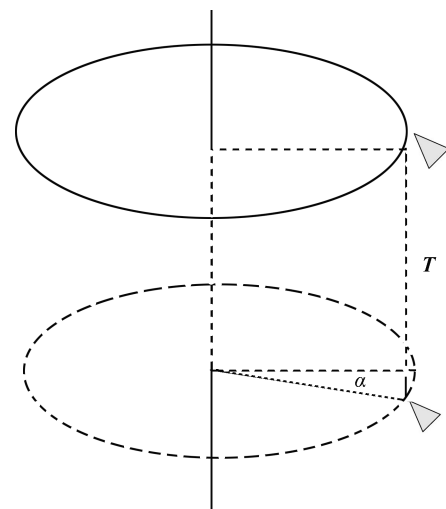
图 2 (a) 所示为平面旋转运动的示意图, 其中,  $d$  表示相机光心到旋转轴距离,  $\theta$  表示转台转角. 当相机做平面旋转运动时, 若旋转角度较小, 旋转前后相机间基线较短, 此时三维重建结果较差, 若旋转角度较大, 旋转前后相机的公共视野会很小, 图像间的匹配点会显著减少, 且匹配点会集中在图像边缘, 由

于相机畸变的影响, 三维重建效果一般也不会好. 因此, 本系统在重建过程中, 采集平台除在水平方向做平面旋转运动外, 在轴向方向还要升降一次. 如图 2 (b) 所示为轴向运动示意图, 其中,  $T$  表示轴向平移向量,  $\alpha$  表示轴向纯旋转角度. 这样, 上下层相机间不仅具有宽基线且有足够多的匹配特征. 重建时先实现上下层图像对的三维重建, 再由水平层完成所有视角的配准, 达到重建大场景的目的.



(a) 平面旋转运动

(a) Controlled planar motion



(b) 轴向运动

(b) Axial motion

图 2 平台运动示意图

Fig.2 Platform motion

采集平台的标定是三维重建的关键步骤, 包括相机内参数的标定以及平台运动参数的估计. 为了方便使用, 本系统所用相机的焦距是固定不变的, 因此内参数标定只需标定一次. 本文由文献 [13] 的方法, 完成相机内参数的标定. 在相机内参数已标定的前提下, 平台运动参数的估计包括上下层间相机相对运动参数的估计及相机与转台坐标系间变换关系的确定 (转台坐标系的选取, 如图 2 (a) 所示). 所

有平台运动参数都可由图像序列间匹配的 SIFT 特征<sup>[14]</sup> 进行估计, 具体流程如下:

**步骤 1. 建立图像序列间匹配列表.**

图像采集时, 先控制平台做平面旋转运动如图 2(a), 在若干个视角下采集上层图像并保存旋转角度. 然后平台恢复到初始位置, 并手工调节平台下降到另一位置 (如图 2(b) 所示, 下文称为轴向运动). 此时控制平台再做平面旋转运动并采集下层图像, 每次的旋转角度与上层图像完全相同.

如图 3 所示, 匹配时图像 1 先与图像 2 建立匹配列表, 然后将图像 3 与图像 1 匹配, 将图像 1, 2, 3 公共匹配添加到匹配列表, 如此处理图像 5, 7, … . 经过上述匹配过程, 将上下两层图像关联起来, 且保证了所有匹配点都可由上下两层实现重建.

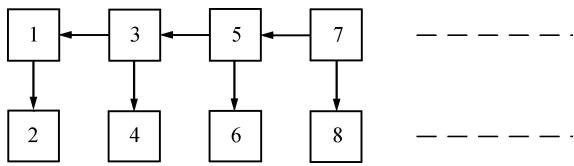


图 3 匹配过程示意图

(奇数表示上层图像序列, 偶数表示下层图像序列)

Fig. 3 Process of features matching

(Odd numbers represent the images captured before axial motion and even numbers represent the images captured after axial motion.)

**步骤 2. 估计轴向运动参数, 确定平台旋转轴.**

当平台做轴向运动时, 上下两层间所有图像对具有相同的相对运动参数, 因此所有图像对的匹配点组都可以参与轴向运动参数的估计. 这样即使不进行特征点的准稠密扩散<sup>[15]</sup>, 也能获取足够多的精确定位的特征点. 需要指出的是, 由于平台做轴向运动时, 极线基本与场景中垂直直线的投影一致, 而有约束的扩散算法是沿极线查找相似度大的像素点, 因此若场景沿垂直方向灰度相似, 扩散算法误匹配率会明显提高, 重建效果会很差. 在相机内参数已知的前提下, 估计两视角间相机的相对运动, 目前已有许多成熟的算法. 如 Hartley<sup>[16]</sup> 的八点算法, Nister<sup>[17]</sup> 的五点算法. 考虑到算法的稳定性, 本文采用的是线性的八点算法. 由于从相机的运动恢复结构, 只能做到度量重建, 因此我们取相机间轴向的平移向量  $\mathbf{T}$  为单位向量. 此时  $\mathbf{T}$  由球面坐标的 2 个自由度即可表示. 此外, 轴向旋转矩阵  $R$  另有 3 个自由度, 因此由 5 个自由度即可完全表示轴向运动.

**步骤 3. 估计平台与摄像机坐标系之间的变换参数.**

关于平面旋转运动平台的标定, 目前已有许多研究成果<sup>[18-19]</sup>. 当平台的旋转角度已知, 可从控制

器读取, 本文给出了一种简洁的估计方法.

如图 2(a) 所示, 将平台坐标系的坐标原点取在旋转平面与旋转轴的交点, 取旋转轴方向为  $Z$  轴, 原点指向相机光心的方向为  $X$  轴, 原点到相机光心的距离记为  $d$ , 则平台坐标系与相机坐标系之间有下述变换关系:

$$X_p = R_0^T X_c + \begin{pmatrix} d & 0 & 0 \end{pmatrix}^T \quad (1)$$

其中,  $R_0, \begin{pmatrix} d & 0 & 0 \end{pmatrix}^T$  为平台坐标系与摄像机坐标系之间的旋转与平移运动. 若记平台转角为  $\theta$ , 此转角可以直接从控制器读取, 则旋转前后相机坐标系间坐标变换关系为

$$X_p^2 = R_0 R_p R_0^T X_c^1 + R_0 (R_p \begin{pmatrix} d & 0 & 0 \end{pmatrix}^T - \begin{pmatrix} d & 0 & 0 \end{pmatrix}^T) \quad (2)$$

其中, 纯旋转矩阵为  $R_p = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ .

由式 (2) 可知做平面旋转运动时, 该平台两相邻视角间的本质矩阵可表示为

$$E = R_0 E_p R_0^T \quad (3)$$

其中,  $E_p = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\sin \theta \\ 0 & 0 & \cos \theta \\ \sin \theta & \cos \theta - 1 & 0 \end{bmatrix}$ , 若记  $R_0 = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1 & \mathbf{r}_2 & \mathbf{r}_3 \end{bmatrix}$ ,  $a = \sin \theta$ ,  $b = \cos \theta - 1$ , 则本质矩阵为

$$E = a(\mathbf{r}_3 \mathbf{r}_1^T - \mathbf{r}_1 \mathbf{r}_3^T) + b(\mathbf{r}_3 \mathbf{r}_2^T + \mathbf{r}_2 \mathbf{r}_3^T) \quad (4)$$

即本质矩阵仅与变换矩阵  $R_0$  的列向量有关. 由式 (1) 可知变换矩阵  $R_0$  的列向量即为平台旋转轴的方向, 因此将水平层相邻两视角下匹配点组及已确定的平台旋转轴的方向  $\mathbf{r}_3$  代入式 (4), 即可线性求解旋转矩阵  $R_0$ .

首先, 通过最小化代数距离得到  $R_0$  的初始估计. 由于平面旋转运动时相机间基线较短, 此时重建的三维空间点误差较大, 因此一般进行整体捆绑调整也不会得到理想的效果. 如式 (5) 所示, 本文只在图像上最小化所有视角下点到极线的几何距离, 从而进一步优化  $R_0$ .

$$\min_{R_0} \sum_{i=1}^m (d(\tilde{x}_i, F x_i) + d(x_i, F^T \tilde{x}_i)) \quad (5)$$

其中,  $F$  表示两视角间基本矩阵,  $x_i, \tilde{x}_i$  表示两视角间匹配的图像特征,  $m$  表示匹配点数. 由于旋转角

度及内参数已知,基本矩阵  $F$  仅与运动参数  $R_0$  有关.

#### 步骤 4. 统一尺度,系统整体优化.

如式 (1) 所示,若轴向平移向量  $\mathbf{T}$  为单位向量,则只有确定了尺度因子  $d$ ,才能将所有视角重建结果配准到同一坐标系下.由于确定的匹配列表保证了所有匹配点组都可由上下层图像进行重建,因此对上层图像序列,我们先查找相邻三个视角下的公共匹配点组,并由上下层图像重建,再由式 (2) 对尺度因子进行线性求解.

分析可知,若已知相机内参数,平台仍需确定 7 个运动参数.其中,相机与平台间变换矩阵  $R_0$  有 3 个参数,轴向平移向量为单位向量,仅有 2 个参数,轴向旋转角度有 1 个参数,尺度因子有 1 个参数.由于轴向运动保证了上下层间具有足够长的基线,本系统重建时先由轴向运动参数实现所有匹配特征点的三维重建,然后利用平面旋转运动将重建结果配准到同一坐标系,最后在最小化重投影误差的意义下,优化估计系统参数及重建的稀疏的三维空间点.为获取空间三维点较好的重建效果,本文对已匹配的 SIFT 特征进行了准稠密扩散.然而,由于误匹配的影响,空间垂直直线附近点的重建效果一般不好,本系统将利用下一节介绍的重建的空间垂直直线来取代这部分空间点.

### 3 直线的自动匹配与重建

对于结构化的室内场景而言,空间直线的重建对于保持物体的形状结构尤为重要.本文直线的匹配过程不仅考虑了室内场景的深度约束,还利用了场景的结构信息.

考虑到采集平台运动对直线匹配性能的影响,本系统中将水平直线的重建与垂直直线的重建分开进行.具体流程如下.

#### 步骤 1. 空间垂直直线的自动提取.

由于系统旋转轴方向与空间垂直直线方向基本平行,且系统运动时旋转轴方向保持不变,因此空间直线对应的反投影平面与旋转轴平行.如图 4 所示,若记系统内参数为  $K$ ,图像直线的方程为  $l$ ,则反投影平面的法向量可表示为  $\mathbf{n} = K^T l$ .利用这种性质,可提高空间直线提取的可靠性.

#### 步骤 2. 水平直线的自动匹配与重建.

分离出垂直直线的图像后,为获取更多的匹配数量及更好的重建效果,对保留的直线图像,利用平台的轴向运动来匹配和重建水平直线.如图 5 所示,由于空间水平平面的法向与旋转轴平行,如果将空间水平平面沿法向方向分层,则每层所诱导的像平面之间的单应变换为

$$H_i = K \left( R + \frac{\mathbf{T}\mathbf{a}^T}{d_i} \right) K^{-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

其中,  $K$  为相机内参数,  $R, \mathbf{T}$  为已标定的轴向运动参数,  $\mathbf{a}$  为已标定的系统旋转轴方向,  $d_i$  表示沿法线方向的深度.

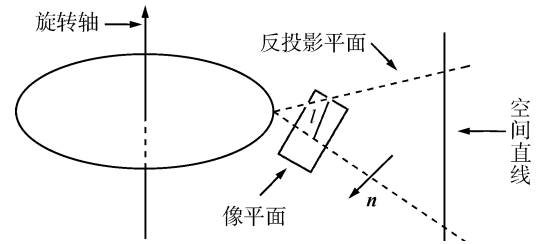


图 4 垂直直线提取

Fig. 4 Detection of vertical lines

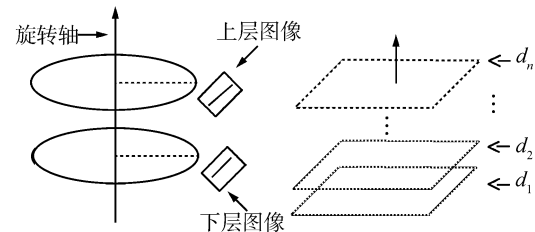


图 5 水平直线的匹配

Fig. 5 Matching horizontal lines

对于去除垂直直线后的图像直线,由文献 [10] 中给出的直线自动匹配算法获取初始匹配.为了去除误匹配直线,将空间分成若干水平层,遍历每层并计算图像间的单应变换,然后由单应变换关系来验证直线的匹配关系.由于只匹配水平面内的直线,即使由两幅图像也可去除误匹配直线,并且可同时获取空间直线的深度信息.

#### 步骤 3. 空间垂直直线的自动匹配与重建.

由于轴向旋转角度较小,对于空间垂直直线而言,由轴向运动重建空间直线很难获得理想的重建效果.为此我们由平面旋转运动实现空间垂直直线的重建.

如图 6 所示,沿转台轴的方向,将空间分成若干层.若记式 (2) 中  $R_c = R_0 R_p R_0^T$ ,  $T_c = R_0 \times (R_p(d \ 0 \ 0)^T - (d \ 0 \ 0)^T)$ ,又由式 (1) 知,转台  $X$  轴的方向即为变换矩阵  $R_0$  的第一列向量  $\mathbf{r}_1$ ,则每层所诱导的像平面间的单应变换为

$$H_i = K \left( R_c + \frac{T_c \mathbf{r}_1^T}{d_i} \right) K^{-1}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

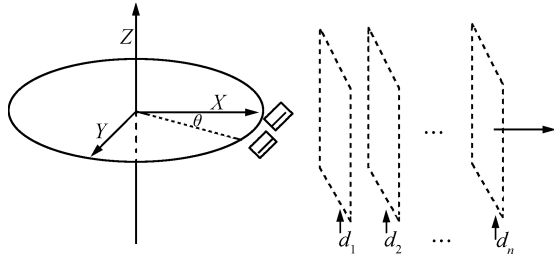


图 6 垂直直线的匹配

Fig.6 Matching vertical lines

与水平直线的匹配相同, 由此单应变换即可去除垂直方向的误匹配直线, 并获取空间垂直直线的深度信息.

对空间的水平及垂直直线而言, 由于上述单应变换, 利用了空间直线的深度信息及空间直线的结构信息, 因此基本上可以很好地去除误匹配直线.

#### 4 点、线特征的融合

众所周知, 由于空间直线存在 4 个自由度, 因此已知空间直线在两幅图像上的对应关系, 对空间直线不能提供任何约束. 但是当空间直线的方向已知, 或空间直线所在平面的方程已知时, 此时空间直线只有 3 个自由度, 则仅两幅图像上的匹配直线就能提供足够的约束. 这样空间三维点与空间直线都可统一由 3 个参数来表示.

对于空间水平直线, 如图 7 所示, 可表示为如下两平面的交, 即

$$\begin{cases} a_1x + a_2y + a_3z + s = 0 \\ n_1x + n_2y + n_3z = 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ a_3]^T$  为已知的水平面的单位法向量,  $s$  为坐标原点到水平面的距离,  $\mathbf{n} = [n_1 \ n_2 \ n_3]^T$  为直线反投影平面的单位法向量.

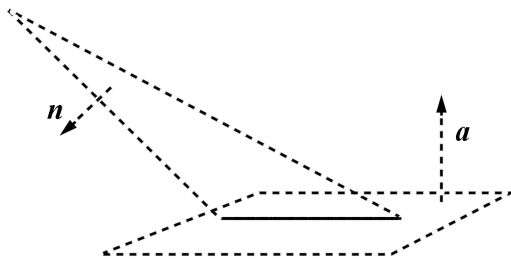


图 7 空间水平直线参数化

Fig.7 Parameterization of the horizontal line in three-dimensional space

若将单位法向量  $\mathbf{n}$  由球面坐标表示, 即  $n_1 = \sin \alpha \sin \beta$ ,  $n_2 = \sin \alpha \cos \beta$ ,  $n_3 = \cos \alpha$ , 则空间水

平直线可由向量  $[s \ \alpha \ \beta]^T$  参数化. 由投影矩阵即可显式地计算在图像上的投影直线.

与空间水平直线类似, 空间垂直直线也可采取相同的方法参数化, 此处不再赘述.

空间直线参数化完成后, 我们对已重建的准稠密的三维空间点、空间直线、已估计的运动参数进行整体优化. 此处采取的是交替优化的策略, 首先保持系统运动参数不变, 优化更新三维空间点及空间直线, 然后再保持三维空间点及空间直线不变, 优化更新系统运动参数. 需要指出的是, 对空间直线的优化, 所采取的策略是最小化匹配直线段的端点到重投影直线的距离.

#### 5 实验结果

我们进行了大量的实验, 系统均能取得较满意的效果. 由于篇幅所限, 下面仅报道两组实验.

**实验 1.** 如图 8 所示, 对一典型的实验室场景, 利用图像采集平台获取 18 幅原始图像, 平台轴向运动前后各采集 9 幅, 每次平面旋转的角度变化为  $10^\circ$ , 图像的分辨率为  $1600 \times 1200$ . 图 8 为采集的图像序列; 图 9 为准稠密扩散点重建效果; 图 10 为空间垂直直线的提取效果 (图中由黑色线条标注); 图 11 为空间水平直线的重建效果; 图 12 为空间垂直直线的重建效果; 图 13 为空间水平直线、垂直直线融合后重建效果; 图 14 为点、线融合后重建效果.



(a) 轴向运动前获取的图像 (9 幅中的 3 幅)

(a) Three of nine images captured before axial motion



(b) 轴向运动后获取的图像 (9 幅中的 3 幅)

(b) Three of nine images captured after axial motion

图 8 采集的原始图像

Fig.8 Indoor scene images



(a) 重建点云的侧视图

(a) Side view of reconstructed 3D points



(b) 重建点云的俯视图

(b) Vertical view of reconstructed 3D points

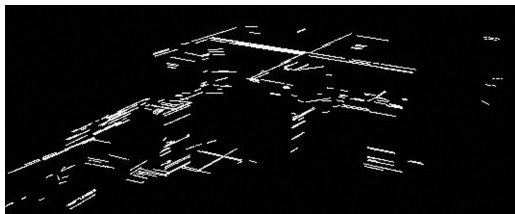
图 9 重建的三维点云

Fig. 9 Reconstructed 3D points cloud



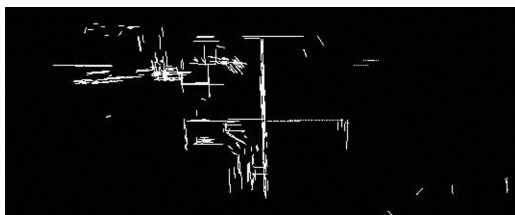
图 10 提取的空间垂直直线的图像

Fig. 10 The detected images of vertical lines in three-dimensional space



(a) 重建的空间水平直线的侧视图

(a) Side view of reconstructed horizontal lines

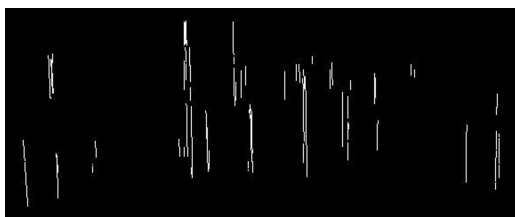


(b) 重建的空间水平直线的俯视图

(b) Vertical view of reconstructed horizontal lines

图 11 重建的空间水平直线

Fig. 11 Results of reconstructed horizontal lines



(a) 重建的垂直直线的侧视图

(a) Side view of reconstructed vertical lines

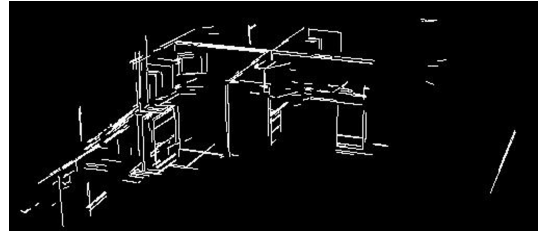


(b) 重建的垂直直线的俯视图

(b) Vertical view of reconstructed vertical lines

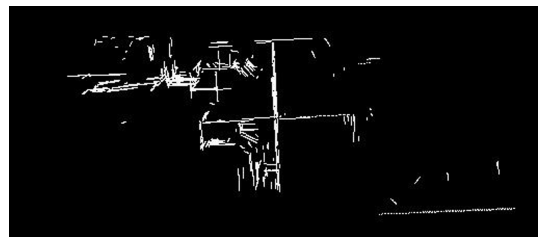
图 12 重建的空间垂直直线

Fig. 12 Results of reconstructed vertical lines



(a) 重建的直线的侧视图

(a) Side view of reconstructed lines

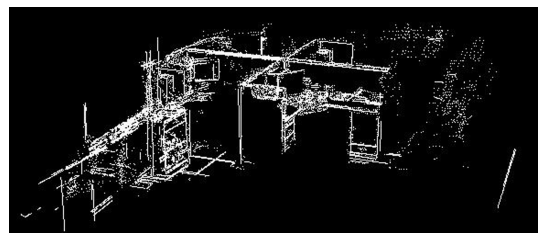


(b) 重建的直线的俯视图

(b) Vertical view of reconstructed lines

图 13 重建的空间直线

Fig. 13 Results of reconstructed lines



(a) 三维点云与空间直线融合后的侧视图

(a) Side view of reconstructed points and lines



(b) 三维点云与空间直线融合后的俯视图

(b) Vertical view of reconstructed points and lines

图 14 点、线融合后三维效果

Fig. 14 Fusion of reconstructed points and lines

**实验 2.** 如图 15 所示, 对另一更加复杂的室内场景, 利用图像采集平台获取 24 幅原始图像, 平台轴向运动前后各采集 12 幅, 每次平面旋转的角度变化为  $10^\circ$ , 图像的分辨率为  $1600 \times 1200$ . 为验证三维重建效果, 我们在场景中手工选取了若干点, 并进行测量. 图 16 为点线融合后三维重建效果. 表 1~3 为场景测量结果.

由于从相机的相对运动估计三维结构, 只能做到度量重建, 因此重建结果与真实值相差一个尺度因子. 如图 17 所示, 对放入场景中的平面标定模板,



(a) 轴向运动前获取的图像 (12 幅中的 3 幅)

(a) Three of twelve images captured before axial motion

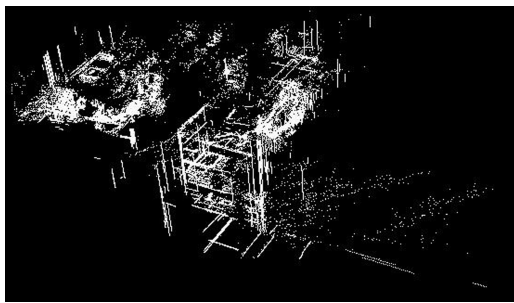


(b) 轴向运动后获取的图像 (12 幅中的 3 幅)

(b) Three of twelve images captured after axial motion

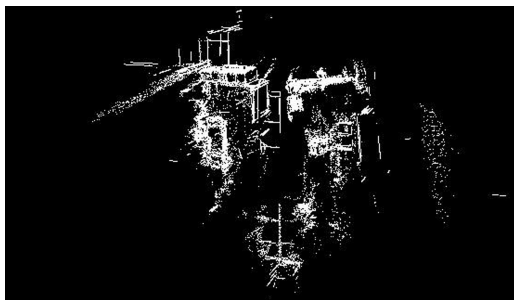
图 15 采集的原始图像

Fig. 15 Indoor scene images



(a) 三维点云与空间直线融合后的侧视图

(a) Side view of reconstructed points and lines



(b) 三维点云与空间直线融合后的俯视图

(b) Vertical view of reconstructed points and lines

图 16 点、线融合后三维效果

Fig. 16 Fusion of reconstructed points and lines

我们测量相邻角点间的距离, 并比较其比值. 图中符号  $\circ$  代表选取的角点.

此外, 由标定模板统一尺度后, 我们手工选取场景中若干点, 将系统重建结果与手工测量值进行比较. 如图 18 和图 19 所示, 符号  $\circ$  代表选取的测量点, 均用数字进行了编号.

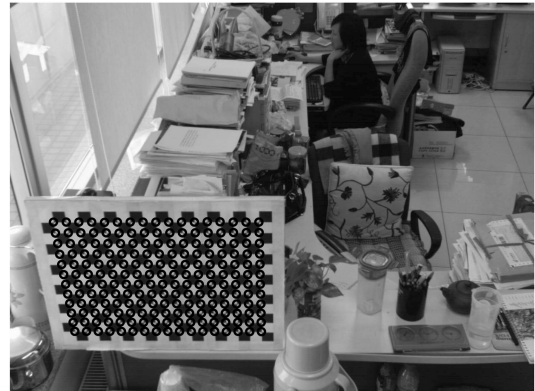


图 17 第一组测试图像

Fig. 17 The first image for measurement



图 18 第二组测试图像

Fig. 18 The second image for measurement



图 19 第三组测试图像

Fig. 19 The third image for measurement

测量结果分别如表 2 和表 3 所示, 表中“距离”表示点与点之间的距离, 真实值为用尺子所测的实际距离, 测量值为三维重建后两点之间的空间距离。

表 1 相邻角点间距离比值

Table 1 Ratio of distances between adjacent corners on calibration board

测量数	真实值	平均误差	最大误差	均方差
378	1	0.0091	0.0457	0.0120

表 2 第二组测试图像

Table 2 Results of the measurement

距离 (点-点)	真实值 (毫米)	测量值 (毫米)	绝对误差 (毫米)	相对误差 (%)
1-2	215	216.88	1.88	0.88
2-3	255	258.90	3.90	1.53
4-5	210	213.43	3.43	1.63
5-6	300	302.45	2.45	0.82
7-8	310	296.94	13.06	4.21
8-9	230	220.85	9.15	3.98
10-11	600	594.67	5.33	0.89

表 3 第三组测试图像

Table 3 Results of the measurement

距离 (点-点)	真实值 (毫米)	测量值 (毫米)	绝对误差 (毫米)	相对误差 (%)
1-2	650	621.34	28.66	4.41
2-3	250	240.32	9.68	3.87
4-5	1030	1029.60	0.40	0.04
6-7	650	628.73	21.27	3.27
8-9	1290	1298.70	8.70	0.67
10-11	300	286.84	13.16	4.39
10-12	795	785.64	9.36	1.18
11-13	800	809.33	9.33	1.17

由上述测试结果可知, 测量数据的所有相对误差都小于 5%, 这表明该系统具有较好的三维重建效果, 基本能满足我们关于犯罪现场重建的实际应用需求. 特别是由于利用了垂直与水平线信息, 重建场景的视觉效果得到了显著提高。

## 6 结论

针对犯罪现场重建的实际应用需求, 本文报道了一种室内场景的自动重建系统, 包括图像采集平台的自动标定, 图像特征点与特征线的自动匹配与重建, 以及点线特征的融合等若干模块及支撑技术。

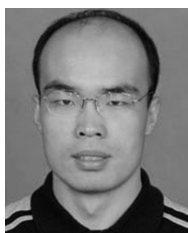
大量实验表明, 对结构化的室内场景, 本系统能够自动完成比较好的场景重建. 本文工作对相关研究开发人员具有一定的参考意义. 此外, 在利用空间倾斜平面信息方面, 本系统还需进一步改进。

## References

- Sequeira V, Goncalves J G M, Ribeiro M I. 3D reconstruction of indoor environments. In: Proceedings of International Conference on Image Processing. Lausanne, Switzerland: IEEE, 1996. 405-408
- Wang R, Luebke D. Efficient reconstruction of indoor scenes with color. In: Proceedings of the 4th International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling. Banff, Canada: IEEE, 2003. 402-409
- Debevec P E, Taylor C J, Malik J. Modeling and rendering architecture from photographs: a hybrid geometry-and-imaged-based approach. In: Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New Orleans, USA: ACM, 1996. 11-20
- Gibson S, Howard T. Interactive reconstruction of virtual environments from photographs, with application to scene-of-crime analysis. In: Proceedings of the ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology. Seoul, Korea: ACM, 2000. 41-48
- Hu B, Brown C. Interactive indoor scene reconstruction from image mosaics using cuboid structure. In: Proceedings of the Workshop on Motion and Video Computing. Orlando, USA: IEEE, 2002. 208-213
- Tomasi C, Kanade T. Shape and motion from image streams under orthography: a factorization approach. *International Journal of Computer Vision*, 1992, **9**(2): 137-154
- Pollefeys M, Gool L V, Vergauwen M, Verbiest F, Cornelis K, Tops J. Visual modeling with a hand-held camera. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **59**(3): 207-232
- Pollefeys M, Nister D, Frahm J M, Akbarzadeh A, Mordohai P, Clipp B. Detailed real-time urban 3D reconstruction from video. *International Journal of Computer Vision*, 2008, **78**(2-3): 143-167
- Shi J, Tomasi C. Good features to track. In: Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 1994. 593-600
- Wang Z H, Wu F C, Hu Z Y. MSLD: a robust descriptor for line matching. *Pattern Recognition*, 2009, **42**(5): 941-953
- Triggs B, McLauchlan P F, Hartley R, Fitzgibbon A W. Bundle adjustment — a modern synthesis. In: Proceedings of the International Workshop on Vision Algorithms: Theory and Practice. London, UK: Springer, 1999. 298-372
- Lourakis M, Argyros A. The Design and Implementation of a Generic Sparse Bundle Adjustment Software Package Based on the Levenberg-Marquardt Algorithm, Technical Report 340, Institute of Computer Science-FORTH, Greece, 2004
- Zhang Z Y. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(11): 1330-1334



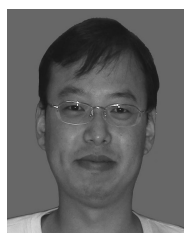
- 14 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91–110
- 15 Lhuillier M, Quan L. A quasi-dense approach to surface reconstruction from uncalibrated images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(3): 418–433
- 16 Hartley R. In defense of the eight-point algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(6): 580–593
- 17 Nister D. An efficient solution to the five-point relative pose problem. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(6): 756–770
- 18 Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. UK: Cambridge University Press, 2002
- 19 Fitzgibbon A W, Cross G, Zisserman A. Automatic 3D model construction for turn-table sequences. In: *Proceedings of the European Workshop on 3D Structure from Multiple Images of Large-Scale Environments*. Freiburg, Germany: Springer, 1998. 155–170



张 峰 中国科学院自动化研究所博士研究生. 2002 年获曲阜师范大学应用数学专业学士学位. 2006 年获大连理工大学计算数学专业硕士学位. 主要研究方向为三维重建和虚拟现实. 本文通信作者. E-mail: whyzf2005@163.com  
(ZHANG Feng Ph. D. candidate at the Institute of Automation, Chinese

Academy of Sciences. He received his bachelor degree from Qufu Normal University in 2002 and his master degree from

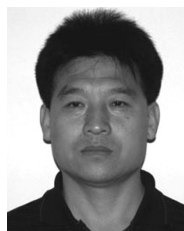
Dalian University of Technology in 2006. His research interest covers 3D reconstruction and virtual reality. Corresponding author of this paper.)



史利民 中国科学院自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为图像处理和三维重建. E-mail: lmshi@nlpr.ia.ac.cn  
(SHI Li-Min Ph. D. candidate at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers image processing and 3D reconstruction.)



孙凤梅 北方工业大学副教授. 主要研究方向为光学和智能信号处理. E-mail: fmsun@163.com  
(SUN Feng-Mei Associate professor at the Faculty of Sciences, North China University of Technology. Her research interest covers optics and intelligent signal processing.)



胡占义 中国科学院自动化研究所研究员. 主要研究方向为摄像机标定、三维重建和视觉机器人导航. E-mail: huzy@nlpr.ia.ac.cn  
(HU Zhan-Yi Professor at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers camera calibration, 3D reconstruction,

Hough transform, and vision guided robot navigation.)