

文章编号:1671-1637(2017)01-0149-10

## 基于单目图像的列车事故场景三维重建

聂隐愚<sup>1</sup>, 唐兆<sup>1</sup>, 常建<sup>2</sup>, 刘丰嘉<sup>1</sup>, 张建军<sup>1,2</sup>

(1. 西南交通大学 牵引动力国家重点实验室, 四川 成都 610031; 2. 伯恩茅斯大学  
英国国家计算机动画中心, 多塞特 伯恩茅斯 BH12 5BB)

**摘要:**为了辅助铁路事故应急救援方案的制定,提出了一种基于单目图像的列车事故场景快速三维重建方法。考虑不同应用场景的2种相机投影模型,采用SIFT算法提取图像特征并与事故列车的CAD模型相匹配,通过引入车厢之间的几何约束,将三维重建转换为求解带约束的非线性最小二乘问题,最终还原事故主体的位置与姿态。为了定量与定性验证该方法的计算效果,分别对模拟列车事故场景与真实列车事故场景进行车厢的三维重建。在模拟列车事故场景中采用了较精确的有限相机投影模型进行离线标定,在真实列车事故场景中采用了较稳定的针孔模型进行自标定。分析结果表明:通过对模拟场景的定量分析,重建两节车厢中用于测量的8个节点的最大相对误差为4.54%,平均相对误差为1.85%;通过对真实场景的定性分析,结合地形信息校正,同样能够实现车厢位置与姿态的三维还原;最终借助三维可视化引擎,可在视觉上还原整个事故环境全貌。该方法还可用于应急救援电子沙盘的开发以进行铁路事故分析和安全教育。

**关键词:**轨道车辆;事故救援;三维重建;位置与姿态优化;事故场景建模

**中图分类号:**U298.5 **文献标志码:**A

### 3D reconstruction of train accident scene based on monocular image

NIE Yin-yu<sup>1</sup>, TANG Zhao<sup>1</sup>, CHANG Jian<sup>2</sup>, LIU Feng-jia<sup>1</sup>, ZHANG Jian-jun<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China; 2. National Centre for Computer Animation, Bournemouth University, Bournemouth BH12 5BB, Dorset, UK)

**Abstract:** To help with making an emergency rescue plan for train accidents, a rapid 3D reconstruction method of train accident scene based on a monocular image was proposed. Taking two camera projection models for different application scenarios into consideration, the SIFT algorithm was introduced to extract and match image feature with the CAD model of an accident train. Geometric constraints between vehicles were provided to transform the 3D reconstruction to solving a nonlinear least square problem with constraints, by which the position and pose of accident subjects were reduced at last. To quantitatively and qualitatively verify the calculation performance of the method, the mimicked train accident scene and the real train accident scene were respectively used to carry out 3D reconstruction. The precise finite camera projection model was applied in the mimicked train accident scene to carry out offline calibration, and the stable pin-hole model was adopted in the real train accident scene to carry out auto calibration. Analysis

收稿日期:2016-08-01

基金项目:国家自然科学基金项目(51405402,51475394);牵引动力国家重点实验室自主研究课题(2015TPL\_T06);中央高校基本科研业务费专项资金项目(2682016CX128)

作者简介:聂隐愚(1992-),男,湖南衡阳人,西南交通大学工学硕士研究生,从事机车车辆数据驱动仿真研究。

导师简介:唐兆(1979-),男,四川南充人,西南交通大学讲师,工学博士。

result shows that through quantitative analysis of mimicked scene, the maximal and average relative error of 8 nodes for measurement in reconstructing two vehicles are 4.54% and 1.85% respectively. Through qualitative analysis of real scene, the 3D reduction of position and pose for vehicles can also be realized by combining the topographic information correction. The whole accident environmental panorama reduces visually with the help of 3D visualization engine. 3 tabs, 18 figs, 25 refs.

**Key words:** rail vehicle; accident rescue; 3D reconstruction; optimization of position and pose; accident scene modeling

**Author resumes:** NIE Yin-yu(1992-), male, graduate student, +86-28-87634042, nieyinyu0731@163.com; TANG Zhao(1979-), male, lecturer, PhD, +86-28-87634042, tangzhao@swjtu.edu.cn.

## 0 引 言

在铁路发展史上,虽然人为主动防护和自动安全防护装置能有效避免大部分行车事故的发生,但严重的铁路事故并不鲜见,如国外 1986 年发生在加拿大西部的货车与旅客列车相撞事故<sup>[1]</sup>,2010 年发生在乌克兰的列车与公共汽车相撞事故,2011 年德国马格德保塔勒线的货车与客车相撞事故,国内 2008 年胶济线列车相撞事故和 2011 年 7·23 甬温线动车追尾碰撞事故等。一旦类似的出现,将造成严重的人员生命与财产损失和恶劣的社会影响。除了严重的灾难性事故,机车车辆脱轨、倾覆等事故时有发生,据不完全统计,铁路每年平均发生 815 起事故,造成巨大的直接和间接经济损失<sup>[2]</sup>。在事故发生后,应急响应的时间是非常紧迫的<sup>[3]</sup>。已有文献指出,发生交通事故后在 30 min 内及时进行救援的存活率为 80%,60 min 后救援的存活率下降到 40%,而 90 min 后救援的存活率只有 10%<sup>[2]</sup>。可见,有效和及时的救援行动是降低事故死亡率和减少经济损失的关键。

提高应急救援水平需要在尽量短的时间内制订合理的救援方案,如根据事故车厢距离轨道的远近制订顶复、整体起复或吊复方案以及吊索具的设计。合理制订这些方案的前提是准确掌握事故现场的实际状况,如车辆倾覆的严重程度、离轨道的距离、周围建筑的地形和地貌等。现有的铁路事故应急救援主要依靠现场观察或测量来掌握这些信息,再由负责部门赶往事发现场,通过起重机的吊复、顶复、拉复作业技术对事故列车主体进行纠正、复位或托运,以达到有效处理事故现场的目的。救援需要的响应周期较长,而且获得信息的准确程度依赖救援人员已有的救援经验,出错的概率较大。

近年来,图形图像领域的一些先进手段被逐渐应

用到铁路领域中,Li 等利用视觉技术,结合 GPS 和测量设备,有效识别出了轨枕、轨道板和扣件,并有效判定扣件异常情况,所开发的系统可在  $16 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$  的速度下进行  $20 \text{ 帧} \cdot \text{s}^{-1}$  的图像实时识别<sup>[4]</sup>;Gibert 等采用梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients)作为特征结合线性支持向量机分类器提出了一种新的铁轨扣件检测方法,取得了较好的检测效果<sup>[5]</sup>;闵永智等采用彩色图像中色相值的突变值作为特征提取出钢轨边界点,并借助对边界点进行拟合以确定钢轨边缘<sup>[6]</sup>;Taştımur 等基于计算机视觉实现铁路沿线钢轨及元件的自动检测<sup>[7]</sup>;Resendiz 等结合视频序列分析,采用谱估计与信号处理方法提升铁路扣件检测的鲁棒性<sup>[8]</sup>;Camargo 等对目前铁路元件检测已有的监控系统进行了详细总结<sup>[9]</sup>。可见,现有的铁路安全防护研究主要集中在行车过程中的主动防护和事故发生后的被动防护方面,并且主要集中于铁路安全检测,在事故处置等方面还鲜有相关研究。

现行的铁路事故救援体系存在着事故信息传递不够详细、事故救援方案制定不准确、信息化程度不高等问题<sup>[10]</sup>,随着国内铁路六次大提速和高速动车组的快速发展,铁路管理机构对铁路救援工作提出了更高要求<sup>[11]</sup>,针对这一现状,本文提出一种基于单目图像的列车事故场景重建方法,将图像识别和三维重建技术用于铁路事故应急救援领域。该方法通过在列车事故发生后第一时间拍摄的照片快速重建出列车事故发生地的三维场景,包括事故主体即列车的位置和姿态、周围的地形地貌以及建筑物等信息,基于重建的三维场景信息可进行应急救援方案的制订、仿真和推演,有效进行救援组织,为最大限度地减少事故造成的人员伤亡和第一时间恢复铁路畅通提供有力的工具。此外,也可利用重建的事故三维场景进行事故分析和安全教育,有效避免事

故的再次发生。

## 1 车厢三维重建

三维重建的基本原理是通过相机拍摄的二维图像反演所拍摄物体在三维空间的位置和姿态,因此,相机投影模型是三维重建的基础。

### 1.1 相机投影模型选择

三维空间物体一般通过世界坐标系到相机坐标系转换、透视投影变换、视锥体裁剪等一系列过程,最终生成三维物体的平面图像。其中世界坐标系到相机坐标系的转换过程表现为物体姿态的刚体变换,反映了三维空间坐标系与相机坐标系之间的关系。透视投影变换过程表现为从相机坐标系向像平面的成像过程。本文首先引入针孔投影相机模型以展示成像过程,最后将其泛化至有限投影相机模型<sup>[12-13]</sup>,并将两者应用至车厢的位置与姿态估计中。物体投影过程见图 1。

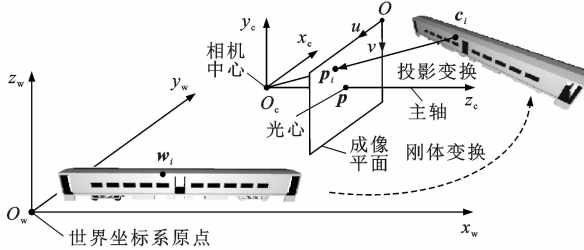


图 1 物体投影过程

Fig. 1 Projection process

$O_w x_w y_w z_w$  为世界坐标系;  $O_c x_c y_c z_c$  为相机坐标系;  $uOv$  为图像坐标系; 相机中心  $O_c$  至光心  $p$  的距离为相机焦距; 光心  $p$  在图像坐标系下的位置为  $(u_0, v_0)$ ; 相机坐标系相对于世界坐标系的旋转矩阵与平移向量分别为  $R, T$ , 记为相机的外参数; 焦距、光心  $(u_0, v_0)$  包含在相机内参数矩阵  $K$  中;  $w_i$  为世界坐标系下第  $i$  节车厢上某点的初始位置, 经过刚体变换转换至相机坐标系中的点  $c_i$ , 再经过针孔投影后得到图像上的成像点  $p_i$ 。

点  $w_i$  经过刚体变换后转换至相机坐标系中的点  $c_i$  为

$$c_i = R w_i + T \quad (1)$$

根据针孔模型, 将相机坐标系下点  $c_i$  投影至图像平面上点  $p_i$  的过程可表示为

$$p_i = \frac{1}{z_i} K c_i \quad (2)$$

式中:  $z_i$  为点  $c_i$  纵向投影值。

由于针孔模型是最简化的相机模型, 计算效率高, 但包含了许多简化假设, 如长方形像素、无镜头

扭曲与畸变、光心位于图像中心等, 从而忽视了相机本身不足所带来的误差。当对算法精度及时间效率有较高要求时, 则考虑有限投影模型, 该模型考虑了四阶镜头扭曲系数并给予修正, 在相机内参数矩阵中考虑了光心偏移与像素倾斜系数<sup>[14-15]</sup>, 具有精度上的保证。但由于该模型参数较多, 采用自标定确定参数存在较多局部最佳点不易收敛的问题, 且用时较长, 通常在具备相机离线标定条件下采用。

在实际情形中, 根据是否具备离线标定条件选取不同的相机模型, 对于可离线标定情况采用精度较高的有限投影相机模型, 否则采用参数较少计算稳定的针孔模型实现自标定。可将  $w_i$  到  $p_i$  的投影过程表示为

$$p_i = \frac{1}{z_i} K c_i (w_i + T) \quad (3)$$

假设事故现场有  $m$  节车厢, 为识别图像中  $m$  节车厢相对于世界坐标系下的姿态与位置, 需要根据实际应用规定世界坐标参照系。此外, 第  $i$  节车厢的姿态与位置具体表现在由世界坐标系初始位置经过刚体变换过程中第  $i$  节车厢的旋转矩阵  $R_i$  以及平移向量  $T_i$  中, 因此, 需要优化求解  $R_i$  与  $T_i$ 。

### 1.2 图像预处理

用于列车事故应急救援现场的三维重建要求在事发后快速完成重建任务。传统基于点云的重建方法一般要求围绕事故主体连续拍摄多张照片, 且物体具有足够的纹理用于特征匹配<sup>[16-17]</sup>。由于照片数量要求多, 且列车事故场景涉及范围广, 发生点地形复杂多变, 车厢的车身纹理非常单一, 基于多目视觉还原列车三维姿态不仅耗时且易受环境影响, 这对于快速还原大范围的事事故场景并不适用, 因此, 本文提出结合车厢 CAD 模型的单目三维重建算法。基于单目图像算法不仅在照片拍摄还是后期计算方面都能保障较高的时效性, 再结合 CAD 模型提供事故主体结构信息便能够提供足够精度。通过照片获取、图像拼接与特征匹配, 最终识别出若干图像特征点的像素坐标, 为计算 CAD 模型的位置姿态提供优化目标。

考虑到大部分铁路沿线位于非城市区域且列车尺寸较大, 人为拍摄能够表现列车事故全貌的俯视图受环境制约, 可借助于现代无人机摄像技术解决这个问题, 在列车事故发生后, 立即派出无人机高空获取列车事故俯视图, 再通过自身无线通讯技术, 将图像数据返回后台, 经由后续算法进行处理。此外, 通过操作摄像无人机基本上能够获得能表现列车

事故全貌的图像,但并不排除特殊情形,如无人机可移动空间狭小、角度遮挡等。对于此类情形,可采用拍摄一组描述列车事故局部特征的照片序列,通过图像拼接算法获得全景图。本文采用 Brown 等提出的自动全景图拼接算法获得全景图<sup>[18-19]</sup>。

为了能够从照片中识别出物体的位置与姿态信息,首先需要从图像中提取出一系列包含物体位置姿态信息的图像特征点,并由物体的特征点在图像中的方位信息通过投影透视关系反演 CAD 模型的三维空间位置,CAD 模型的三维重建见图 2;通过编号确定 CAD 模型上一系列节点,再由特征点提取算法选取与 CAD 节点对应的特征点像素坐标,从而实现特征点与 CAD 节点的一一对应。

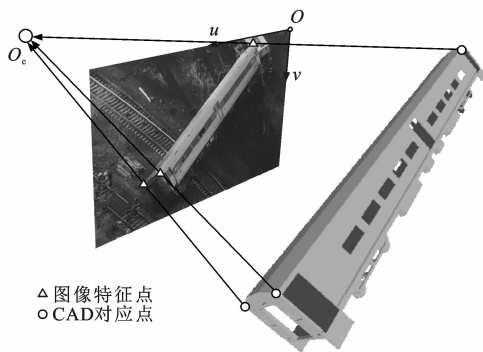


图 2 CAD 模型的三维重建

Fig. 2 3D reconstruction of CAD model

由于缺乏物体相对于相机的深度信息,通过一张图像还原图像中物体的三维空间信息具有奇异性,基于单目图像三维重建的奇异性见图 3。可以看出:在对实体进行等比放缩下同样可以满足投影下的一一对应。本文将车厢的原比例 CAD 模型嵌入重建算法中,并加入列车尺寸约束,在重建的过程中消除放缩下的奇异解,从而解决奇异性问题。

对于特征选取,采用 SIFT 特征提取算法来寻

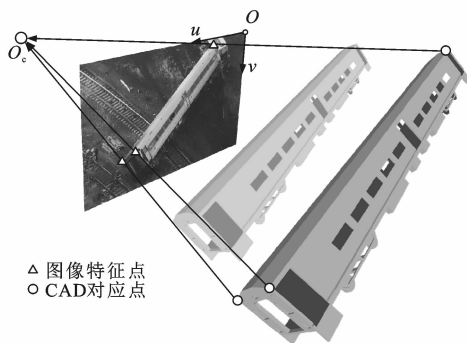


图 3 基于单目图像三维重建的奇异性

Fig. 3 Singularity of 3D reconstruction based on monocular image

找车厢上的特征点<sup>[20-21]</sup>,并采用 RANSAC 算法剔除错误匹配<sup>[22]</sup>。对于一些极端的列车事故环境则采用人工干预方式给予正确的匹配。由于稀疏匹配与密集匹配<sup>[23]</sup>的特征提取算法比较耗时,因而引入 CAD 模型以减小算法的运算量,这样仅需提取出若干个能够表示物体姿态与位置的特征点即可,对于车厢来说,最多不会超过 7 个特征点。

### 1.3 位置与姿态估计

每一对特征点与 CAD 节点体现了一对透视投影关系。采用旋转矩阵与平移向量调整 CAD 模型的姿态与位置,使得其投影坐标与对应特征点拟合以估计位置与姿态。由于车厢之间有车钩连接,整个列车为链状结构,在优化算法中表现为车厢间的几何约束,调整几何约束松弛量可充分反映出列车事故中车钩是否剪断以及剪断后的车厢间隔。

假设全景图中有  $m$  节待重建车厢,通过 SIFT 算法提取特征,对于第  $i$  节车厢,图像中有  $n_i$  个图像特征点。记  $f_{i,j}$  为第  $i$  节车厢的第  $j$  个特征点; $w_{i,j}$  为  $f_{i,j}$  所对应的 CAD 节点在世界坐标系下的空间位置; $p_{i,j}$  为  $w_{i,j}$  在图像平面中的投影点; $C_{i,1}$ 、 $C_{i,2}$  分别为第  $i$  节车厢 CAD 模型的前车钩与后车钩节点位置,无需与特征点进行匹配。重建过程见图 4。

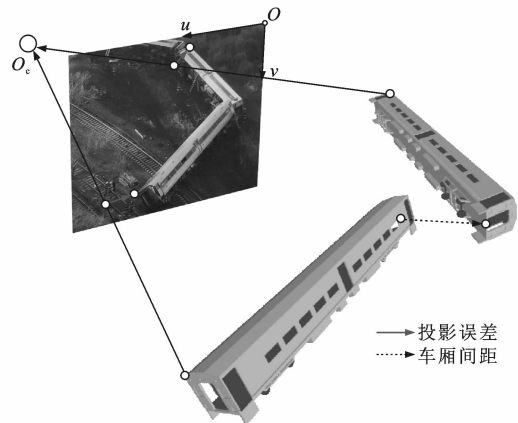


图 4 重建过程

Fig. 4 Reconstruction process

特征点  $f_{i,j}$  与投影点  $p_{i,j}$  之间的欧式距离(投影误差) $e_{i,j}$  为

$$e_{i,j} = \| p_{i,j} - f_{i,j} \| \quad (4)$$

由于列车事故中车厢的姿态各不相同,可能存在某一特定图像特征点由于视觉遮挡无法提取,以至于不能与 CAD 节点对应。损失少量的特征点对算法的还原精度影响不大,如果存在较多的特征点丢失,则有必要通过人工干预的方式给出与某一 CAD 节点相对应的特征点在图像中的位置。

考虑到车钩引起的几何约束问题,第 1 节车厢的姿态与位置更新可表示为

$$W_{1,j} = R_1 w_{1,j} + T_1 \quad (5)$$

式中: $W_{1,j}$ 为 $w_{1,j}$ 经过更新后在世界坐标系下的位置,此时车钩位置 $C_{i,1}$ 、 $C_{i,2}$ 同样经由刚体变换更新为 $D_{i,1}$ 、 $D_{i,2}$ 。

将其他车厢的姿态与位置表示为相对于前一节车厢后车钩处的刚体变换,即除了 $R_1$ 、 $T_1$ 之外的 $R_i$ 、 $T_i$ 均为相对于前一节车厢后车钩更新后位置 $D_{i-1,2}$ 的刚体变换。将各节车厢 CAD 节点在世界坐标系的位置与姿态更新步骤统一为

$$W_{i,j} = R_i(w_{i,j} - C_{i,1}) + T_i + D_{i-1,2} \quad (6)$$

当 $i=1$ 时,令 $D_{i-1,2}=\mathbf{0}$ 。优化目标即为寻找最优的 $R_i$ 、 $T_i$ 使得各个特征点的投影误差最小。另外,从约束 $T_i$ ( $i=2,3,\dots,m$ )的大小可反映出事故第 $i$ 节车厢前车钩是否剪断及剪断的车厢间距,因此,整个优化目标 $F(R_i, T_i)$ 与约束条件可表示为

$$\min F(R_i, T_i) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{n_i} \left\| \frac{1}{z_{i,j}} K [R_i(w_{i,j} - C_{i,1}) + T_i + D_{i-1,2}] - f_{i,j} \right\| I_{i,j} \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \|T_i\| \leq d_i \quad (8)$$

式中: $I_{i,j}$ 为指示函数,表示第 $i$ 节车厢上第 $j$ 个特征点的匹配情况, $I_{i,j}=1$ 表示存在 $f_{i,j}$ 与 $w_{i,j}$ 相匹配, $I_{i,j}=0$ 表示 $f_{i,j}$ 与 $w_{i,j}$ 不匹配; $N_i$ 为第 $i$ 节车厢上所有可匹配特征点的总数; $d_i$ 为第 $i$ 节车厢前车钩最大剪断距离, $d_i \geq 0$ ;  $z_{i,j}$ 为 $w_{i,j}$ 转换至相机坐标系下纵向坐标上的投影值, $i=2,3,\dots,m$ 。

采用信赖域法<sup>[24]</sup>对式(7)进行求解,待优化变量为 $R_i$ 、 $T_i$ ,令 $k_i$ 为第 $i$ 节车厢 CAD 模型的所有节点,则第 $i$ 节车厢在世界坐标系下对应的位置 $K_i$ 可表示为

$$K_i = R_i k_i + T_i \quad (9)$$

## 2 基于离线标定的模拟列车事故场景重建

为了验证整个算法的有效性与适应性,在具备相机离线标定条件下采用四步相机标定法进行参数标定<sup>[24-25]</sup>,在室内模拟 2 节车厢的小比例列车事故现场,并进行姿态与位置的估计。

### 2.1 相机标定与图像获取

在获取图像之前对相机进行标定,采用 MATLAB 相机标定工具对 NIKON D610 型相机进行标定,并获取相机的内参数 $K$ 与外参数 $R$ 、 $T$

$$\begin{cases} K = \begin{bmatrix} 6177.4 & -7.2 & 2993.6 \\ 0.0 & 6175.0 & 1941.2 \\ 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix} \\ R = \begin{bmatrix} 0.9519 & -0.1187 & 0.2826 \\ -0.3063 & -0.3341 & 0.8914 \\ -0.0114 & -0.9351 & -0.3543 \end{bmatrix} \\ T = \begin{bmatrix} 262.4 \\ -778.5 \\ -2003.1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (10)$$

经过试验,发现采用四阶扭曲系数的相机模型能够使得相机标定误差达到最小,采用四步标定法<sup>[14]</sup>得到相机扭曲系数为 $(-0.0205, 0.1966, -0.0033, -0.0066, 0.0000)$ ,对相机进行标定后,保持相机参数并获取模拟现场全景见图 5。图 5 中方盒左下顶点为世界坐标系的原点,方盒各角点处的标志点用于优化求解相机坐标系相对于世界坐标系的外参数 $R$ 、 $T$ 见式(10),即通过方盒上的标志点借助 1.3 节位置与姿态估计方法计算出相机坐标系相对于世界坐标系的旋转矩阵与平移向量,方盒的实际尺寸为 $171\text{ mm} \times 172\text{ mm} \times 175\text{ mm}$ 。同时在车身上适当添加标志点以增加列车图像特征的识别性。对应的车身与方盒标志样式见图 6。标志点在世界坐标系下的测量坐标见表 1,  $x_w$ 、 $y_w$  与  $z_w$  分别为点的横向、纵向与垂向位置。

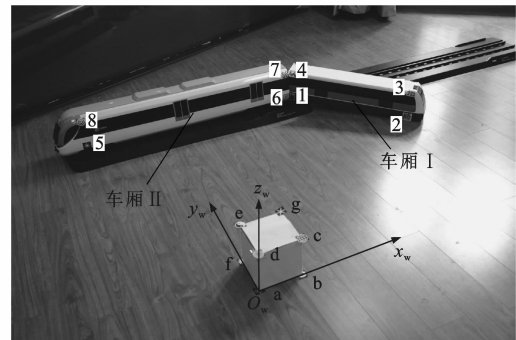


图 5 模拟现场全景

Fig. 5 Panorama of mimicked scene

### 2.2 图像特征匹配

在使用标定相机获取全景图后,通过 SIFT 算法识别车身上的标志点得到其特征点像素坐标,并对不同型号的车厢导入对应的车厢 CAD 模型,再将特征点位置与 CAD 模型节点进行对应即完成特征匹配。标志点像素位置及导入的 CAD 模型见图 5、7,车厢 CAD 模型与图像的特征匹配结果见图 8。

### 2.3 位置与姿态估计

完成特征点与 CAD 节点匹配后,由于 2 节车厢

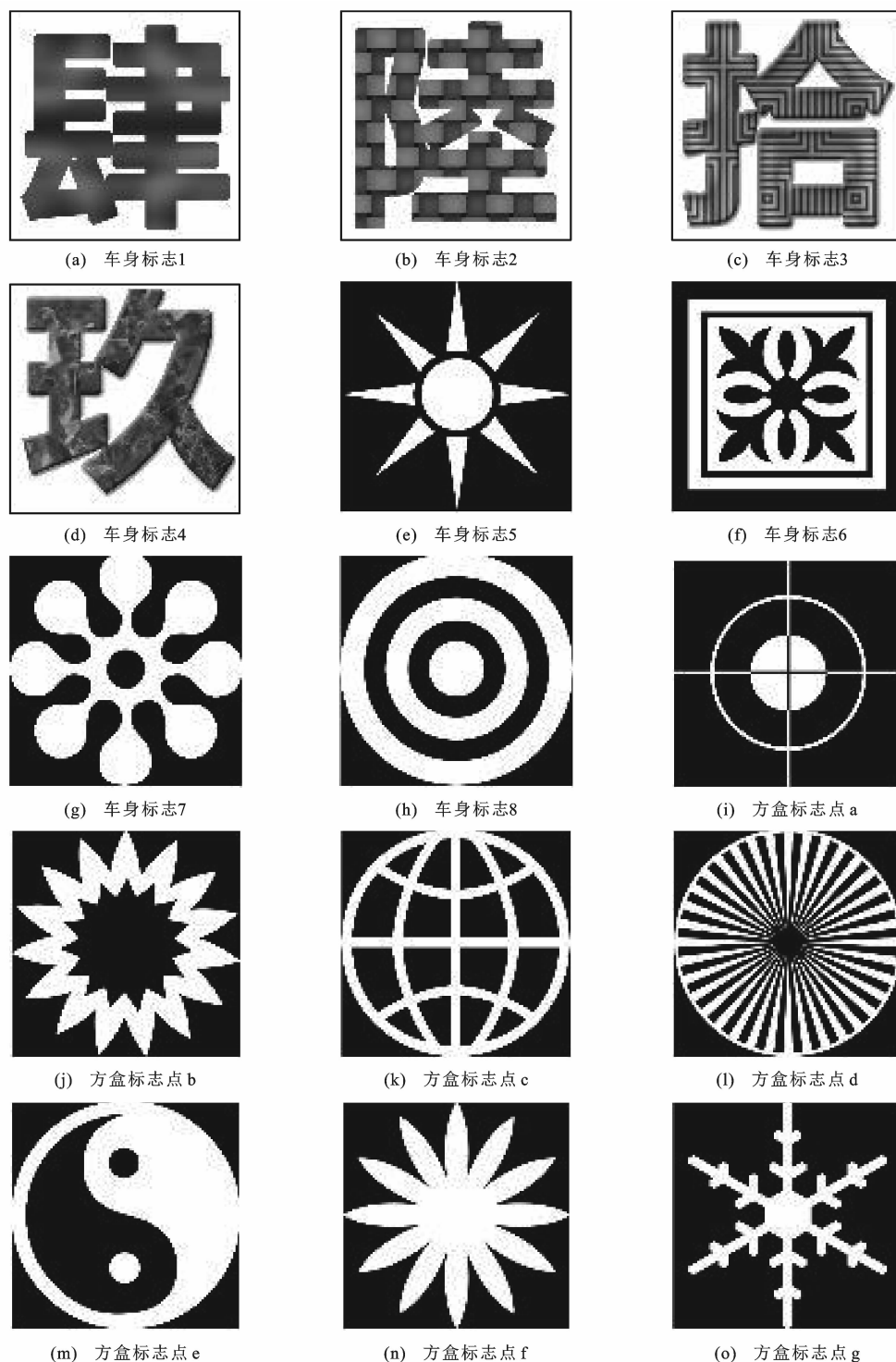


图 6 标志点

Fig. 6 Mark points

之间未出现车钩剪断,可以采用较小的  $d_i$  进行约束,最后所得重建结果见图 9 以及与原始车厢测量位置比较结果见图 10。

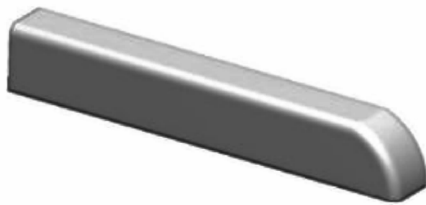
通过现场测量获得该室内场景范围见图 10,其大致尺寸为:横向范围为 2 200 mm,纵向范围为 2 450 mm,垂向范围(相机高度)为 1 655 mm。

CAD 标志点重建坐标与测量坐标相对于场景范围的误差见表 2,  $e_1$ 、 $e_2$ 、 $e_3$  分别为  $x_w$ 、 $y_w$ 、 $z_w$  的误差。将处于同一车厢的特征点上产生的相对误差进行平均,得到每节车厢在各个方向的平均误差见图 11,并计算各坐标方向在不同车厢的平均相对误差,见图 12。

表 1 车身标志点的测量坐标

Tab. 1 Survey coordinates of mark points on car bodies

车厢号	标志点	$x_w/mm$	$y_w/mm$	$z_w/mm$
I	1	756.00	1 245.00	51.00
	2	1 242.80	768.99	5.85
	3	1 252.90	763.49	173.17
	4	766.16	1 239.50	218.37
II	5	-381.04	1 196.50	43.00
	6	756.00	1 196.50	43.00
	7	756.00	1 202.20	230.58
	8	-381.03	1 202.20	230.66



(a) 车厢 I



(b) 车厢 II

图 7 导入的 CAD 模型

Fig. 7 Imported CAD model

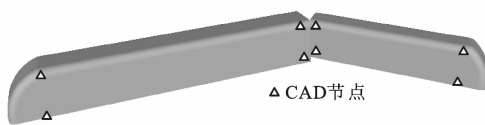


图 8 CAD 特征匹配结果

Fig. 8 Result of CAD feature matching

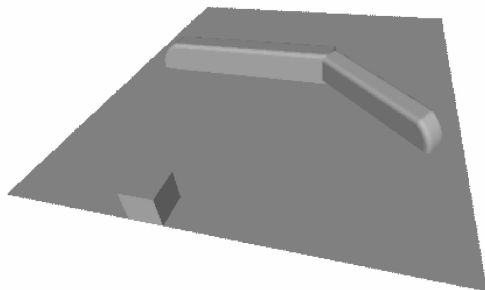
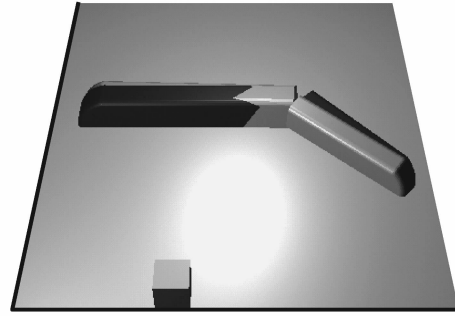


图 9 模拟事故场景重建结果

Fig. 9 Reconstruction result of mimicked accident scene

从表 2 与图 11、12 可以得出:各个节点的最大相对误差为 4.54%,平均相对误差为 1.85%,在纵向的误差稍高于其他方向。误差主要来源为:相机标定误差、特征匹配误差、CAD模型与真实车厢的



■ 实际车厢位置 ■ 重建车厢位置

图 10 车厢重建误差

Fig. 10 Reconstruction errors of carriages

表 2 重建坐标与相对误差

Tab. 2 Reconstructed coordinates and relative errors

标志点	重建坐标/mm			相对误差/%		
	$x_w$	$y_w$	$z_w$	$e_1$	$e_2$	$e_3$
1	689.66	1 151.10	100.88	3.02	3.83	3.01
2	1 236.90	752.82	14.26	0.27	0.66	0.51
3	1 247.60	729.93	187.13	0.24	1.37	0.84
4	700.40	1 128.30	273.80	2.99	4.54	3.35
5	-393.08	1 275.40	1.96	0.55	3.22	2.48
6	737.23	1 168.70	64.28	0.85	1.13	1.29
7	728.85	1 192.70	257.25	1.23	0.39	1.61
8	-401.45	1 299.30	194.94	0.93	3.96	2.16

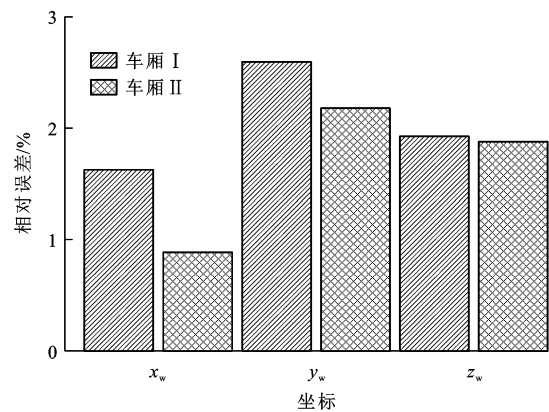


图 11 各方向下不同车厢的平均相对误差

Fig. 11 Average relative errors from different carriages for each direction

尺寸误差。若保持同一图像、特征匹配节点数等其他条件不变,仅将离线标定的有限投影模型退化成本标定的针孔模型,得到的相对误差见表 3。此时得到 8 个节点上最大相对误差为 5.51%,平均相对误差为 1.65%,与有限投影模型结果相似。这是由于相机制造技术的发展使得镜头扭曲、光心偏移与像素倾斜等影响可以忽略不计,也保障了采用针孔模型的重建精度。

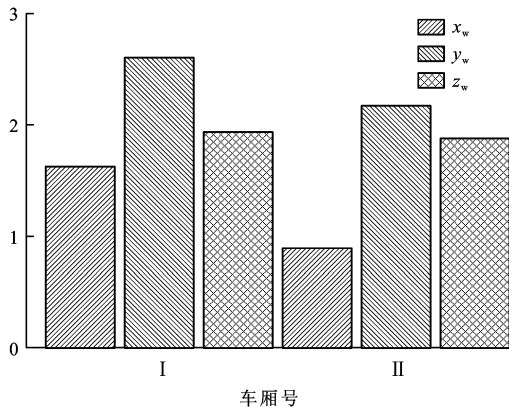


图 12 各车厢不同方向下的平均相对误差  
Fig. 12 Average relative errors from different directions for each carriage

表 3 采用针孔相机重建相对误差

Tab. 3 Relative errors of reconstruction using pin hole camera

标志点	相对误差/%		
	$e_1$	$e_2$	$e_3$
1	1.16	0.04	1.29
2	0.60	0.48	1.32
3	0.74	0.34	1.32
4	1.30	0.18	1.29
5	0.29	5.16	4.97
6	0.52	1.27	1.82
7	0.86	1.62	1.86
8	0.62	5.51	5.01

整个案例采用 MATLAB 计算,表明本文方法结合 CAD 模型并借助特征匹配算法对 CAD 节点与图像特征点进行匹配能够很好地弥补深度方向的误差,快速完成事故重建。

### 3 基于自标定的真实列车事故场景重建

#### 3.1 相机参数

在铁路应急救援场景下,由于对事故现场进行离线标定需要额外布置标定仪器且操作繁琐<sup>[25]</sup>,限制了应用广度且会耗费大量的救援时间,不宜采用,因此,采用自标定方式将相机内参数矩阵  $K$  视为式(4)中的优化变量,并选择待优化参数少、计算速度快、稳定收敛的针孔模型在线标定参数,对真实列车事故场景实现快速三维重建,且开发了一套基于照片的事故主体位姿识别系统,见图 13。系统算法的核心基于车厢的图像特征提取与匹配、位置姿态的优化、图像与三维模型集成的 I/O 接口、三维模型绘制以及重建后模型的节点输出。

以 2013 年发生在纽约附近的客运列车脱轨事故全景为例,见图 14,考虑到大多数事故现场没有充当世界坐标系的标准参考物体,直接将世界坐标

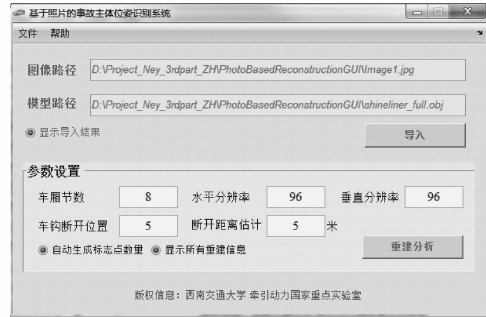


图 13 事故主体位姿识别系统

Fig. 13 Position-pose recognition system of bodies in accidents



图 14 列车脱轨事故全景

Fig. 14 Panorama of train derailment accident

系等同于相机坐标系同样可以实现三维重建,即认定  $R=I_3, T=0, I_3$  为三阶单位矩阵。通过自标定得到针孔模型的相机内参数为

$$K = \begin{bmatrix} 1 & 131.4 & 0.0 & 714.4 \\ 0.0 & 1 & 131.4 & 476.3 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

#### 3.2 图像特征匹配

从图 14 可以看出总共 8 节车厢中 5 节车厢出现脱轨,由于各节车厢可识别的有效纹理较少,采用 SIFT 特征提取易产生较大误差,而人工干预需要的节点较少,容易快速选出图像上的特征点位置,保证了计算效率。特征选择结果见图 15,导入车厢的 CAD 模型见图 16。



图 15 事故列车特征选择结果

Fig. 15 Feature selection result of accident train



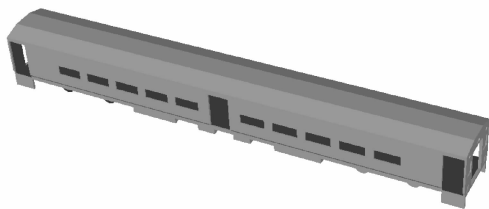


图 16 导入车厢的 CAD 模型  
Fig. 16 CAD model of imported carriage

### 3.3 位置与姿态估计

从图 14 可以看出第 4、5 节车厢出现了车钩剪断,在优化算法中体现出约束条件应适当放松,即在式(8)中给定一个较大的  $d_5$ 。对于未剪断的车钩,应选取一个较小的  $d_i$ 。为了弥补采用简单针孔模型所造成的简化误差,引入地形信息对重建结果进行校正。

(1)首先指定一个平面为零势能面,本文指定最后一节车厢所在地面为零势能面。

(2)对于约束条件  $\|T_i\| \leq d_i$ ,首先放松所有车钩连接所导致的几何约束,即设置  $d_i = \infty; i = 2, 3, \dots, m$ 。再优化式(7)即可计算得到每节车厢的姿态,这样可以放松位置约束,拓宽求解域,得到各节车厢的正确姿态。

(3)将每节车厢保持原有的姿态向零势能面平移。

(4)保持所有车厢的原有姿态,设置合适的车钩距离约束  $\|T_i\| \leq d_i, i = 1, 2, \dots, m$ ,然后代入式(7)中求解出优化后的各车厢之间的位置关系。

所有车厢的位置与姿态估计见图 17,结合三维可视化技术加入事故发生地的地形与环境信息可获得复原后的列车事故场景见图 18。由于无真实的故事列车位置数据,从定性角度三维观察可以看出,采用简化后的针孔模型作为相机投影模型,结合地形信息进行校正能够较好地完成列车事故现场的还原。

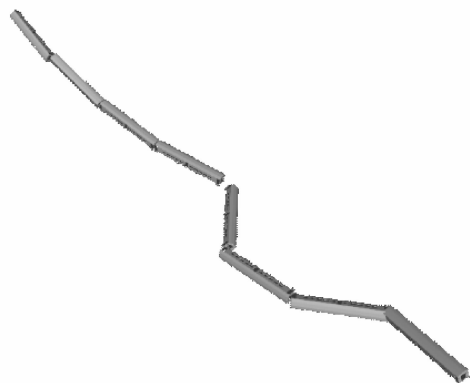
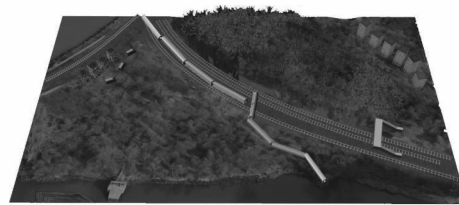
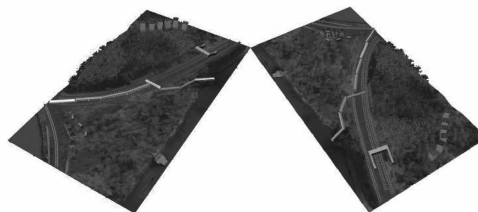


图 17 所有车厢的位置与姿态估计结果  
Fig. 17 Position-pose estimation result of all carriages



(a) 主视图



(b) 左视图

(c) 右视图

图 18 场景重建可视化结果

Fig. 18 Visualization result of scene reconstruction

## 4 结 语

(1)提出了一种结合列车 CAD 模型的单目视觉三维重建方法,时耗低,弥补了传统单目视觉三维重建深度信息不足的缺点,能够较快、较精确地重建事故车厢。

(2)提出的优化算法仅基于匹配的少数几个特征点,不仅使得运算量大幅下降,在全景图中出现较大范围的视角遮挡,使得 SIFT 特征匹配失效等某些极端情形下,仍然可以采用人工干预的方式达到满意的列车事故重建效果。

(3)重建列车事故场景的误差主要来源为:相机标定误差;CAD 模型与实际车厢的差别,如发生变形情形等;特征提取与匹配误差,如遮挡、SIFT 算法匹配误差等。必要时需要人工干预,人工干预能够快速实现重建,且稳定性强,精度高。

(4)算法在基于离线标定的有限投影相机模型与基于自标定的针孔模型上,均展现了良好的事故现场重建结果,体现了单目图像结合 CAD 模型重建方法良好的适应能力。

### 参考文献:

### References:

[ 1 ] SMILEY A M. The hinton train disaster[J]. Accident Analysis and Prevention, 1990, 22(5): 443-455.  
 [ 2 ] WU Yan-han, WANG Fu-zhang. Research on location and optimization of railway emergency rescue center[C]// IEEE. 2011 2nd IEEE International Conference on Emergency Management and Management Sciences. New York: IEEE, 2011: 330-333.  
 [ 3 ] HOU Lin, LAO Yun-teng, WANG Yin-hai, et al. Modeling

- freeway incident response time: a mechanism-based approach[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2013, 28(3): 87-100.
- [4] LI Ying, TRINH H, HAAS N, et al. Rail component detection, optimization, and assessment for automatic rail track inspection[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(2): 760-770.
- [5] GIBERT X, PATEL V M, CHELLAPPA R. Robust fastener detection for autonomous visual railway track inspection[C]//IEEE. 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. New York: IEEE, 2015: 694-701.
- [6] 闵永智, 殷超, 党建武, 等. 基于图像色相值突变特征的钢轨区域快速识别方法[J]. *交通运输工程学报*, 2016, 16(1): 46-54. MIN Yong-zhi, YIN Chao, DANG Jian-wu, et al. Fast recognition method of rail region based on hue value mutation feature of image[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2016, 16(1): 46-54. (in Chinese)
- [7] TAŞTIMUR C, AKIN E, KARAKÖSE M, et al. Detection of rail faults using morphological feature extraction based image processing[C]//IEEE. 2015 23th Signal Processing and Communications Applications Conference. New York: IEEE, 2015: 1244-1247.
- [8] RESENDIZ E, HART J M, AHUJA N. Automated visual inspection of railroad tracks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2013, 14(2): 751-760.
- [9] CAMARGO L F M, EDWARDS J R, BARKAN C P L. Emerging condition monitoring technologies for railway track components and special trackwork[C]//IEEE. 2011 ASME/ASCE/IEEE Joint Rail Conference. New York: IEEE, 2011: 151-158.
- [10] 廖军洪, 刘仍奎. 基于 GIS 的铁路行车事故救援系统研究[J]. *中国安全科学学报*, 2003, 13(11): 5-8. LIAO Jun-hong, LIU Reng-kui. Study on emergency rescue system for accidents of running train based on GIS[J]. *China Safety Science Journal*, 2003, 13(11): 5-8. (in Chinese)
- [11] 王东亮. 接触网下内电机车客货车辆快速救援起复方法[J]. *铁道机车车辆*, 2009, 29(5): 84-87. WANG Dong-liang. Diesel and electric locomotive, coach and lorry car rapid rescue recovery method under contact line[J]. *Railway Locomotive and Car*, 2009, 29(5): 84-87. (in Chinese)
- [12] MOHR R, TRIGGS B. Projective geometry for image analysis[R]. Vienna: ISPRS, 1996.
- [13] KOLB C, MITCHELL D, HANRAHAN P. A realistic camera model for computer graphics[C]//ACM. Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM, 1995: 317-324.
- [14] HEIKKILÄ J, SILVÉN O. A four-step camera calibration procedure with implicit image correction[C]//IEEE. 1997 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 1997: 1106-1112.
- [15] ZHANG Zheng-you. A flexible new technique for camera calibration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [16] SANTAGATI C, INZERILLO L. 123D catch: efficiency, accuracy, constraints and limitations in architectural heritage field[J]. *International Journal of Heritage in the Digital Era*, 2013, 2(2): 263-289.
- [17] TORR P H S, ZISSERMAN A. Feature based methods for structure and motion estimation[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2002, 1883: 278-294.
- [18] BROWN M, LOWE D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(1): 59-73.
- [19] BROWN M, LOWE D G. Recognising panoramas[C]//IEEE. Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2003: 1218-1227.
- [20] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [21] JUAN L, GWUN O. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF[J]. *International Journal of Image Processing*, 2009, 3(4): 143-152.
- [22] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [23] TRIGGS B, MCLAUCHLAN P, HARTLEY R, et al. Bundle adjustment—a modern synthesis[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2002, 1883: 298-372.
- [24] MORÉ J J, SORENSEN D C. Computing a trust region step[J]. *SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing*, 1983, 4(3): 553-572.
- [25] HEIKKILÄ J, SILVÉN O. Calibration procedure for short focal length off-the-shelf CCD-cameras[C]//IEEE. Proceedings of 13th International Conference on Pattern Recognition. New York: IEEE, 1996: 166-170.