

文章编号 1004-924X(2015)增-0669-08

虚拟现实投影匹配的单幅图像卡车体积测量

李鹏慧¹, 孙 伟^{1*}, 李大健², 贾 伟², 刘宏娟²

- (1. 西安电子科技大学 空间科学与技术学院, 陕西 西安 710118;
2. 西北工业大学 第 365 研究所, 陕西 西安 710065)

摘要:提出了一种单幅图像自动卡车体积测量方法,以降低卡车车厢体积的测量成本。该方法使用主动开关模型(ASM)算法定位目标特征点;利用卡车 3D 模型和相机的内部参数计算被测卡车所在地平面并建立目标成像的虚拟现实环境。然后,利用 EPnP 算法求解目标模型的初始位姿,并通过几何校正算法使卡车 3D 模型投影与被测卡车自动匹配。在地面方程和投影控制点匹配的约束下,本方法提出的虚拟现实环境中的卡车 3D 模型与被测卡车相同。最后,通过计算 3D 模型的体积得到了被测卡车的体积。实验结果表明:该方法通过单幅卡车图像即可自动测量出卡车的体积,系统结构简单,具有良好的实时性和可操作性,卡车车厢体积测量值和真实值的误差小于 5%,很有实用价值。

关键词:单幅图像;主动开关模型(ASM);EPnP 算法;几何校正;虚拟现实;投影匹配;体积测量

中图分类号:TP391.4;TB92 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152313.0669

Measurement of truck volume by virtual reality projection matching

LI Peng-hui¹, SUN Wei^{1*}, LI Da-jian², JIA Wei², LIU Hong-juan²

- (1. School of Aerospace Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710118, China;
2. The 365 Institute, Northwest Polytechnical University, Xi'an 710065, China)

Corresponding author, E-mail: wusun@xidian.edu.cn

Abstract: An automatic measurement method by using a single image is presented based on image processing to reduce the cost of truck's box volume measurement. The method locates feature points of a target with an Active Shape Model(ASM) algorithm and calculates the ground surface that the truck is placed and establishes virtual reality environments by using the camera's intrinsic parameters and a 3D model. Then, the truck's initial pose is estimated with EPnP algorithm, and a geometry correction algorithm is used to correct the geometry of the 3D model to match the truck automatically. Under the constraints of ground surface's equations and control points, the 3D model in a virtual reality environment is the same as the real truck. Finally, the truck's box volumes is figured out by calculating the 3D model's box volume. Experiment results show that the proposed method can measure the volume of the truck's box automatically with a single truck image and the error of truck's box volume is within 5%. The measuring system is simple, and has good real-time performance and important practical values.

收稿日期:2015-06-05;修订日期:2015-06-21.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61201290);教育部直属高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. JB141307)

Key words: single image; Active Shape Model(ASM); EPnP algorithm; geometry correction; virtual reality; projection matching; volume measurement

1 引言

体积测量在现实生活及工业现场均有着广泛的应用,例如:通过估算食物的体积来实施饮食控制计划^[1],进而保证健康饮食;通过实时测量公路上车辆货箱的体积来监控车辆的超限超载情况,进而保证交通安全。而传统的接触式体积测量已经不能满足这些方面的应用需求。

激光扫描测量方法是用激光扫描仪对被测物体进行激光扫描后,通过数量巨大的点云建立物体的三维模型。该方法精度高,但较高的成本和较慢的速度使其应用范围受到限制。近年来,基于计算机视觉的非接触式体积测量成为研究热点,例如:序列重建法^[2-3]、立体视觉法^[4-5]和虚拟现实法^[6]。序列重建法通过单个摄像机围绕物体以自由角度和最佳成像焦距拍摄多幅图像的方式,实现物体三维模型的重建,并计算体积,该方法不能满足卡车厢体体积的实时测量;立体视觉法用被测物体图像的特征点进行立体匹配^[7-8]后获得被测物体的 3 维信息,进而进行体积计算,该方法计算量较大且精度难以保证;在文献^[9]中,虚拟现实技术被用于体积测量,在虚拟现实环境中,手动操作 3D 模型使其投影与被测物体匹配,该方法可用于规则几何形体食物体积的估算,但目前还不能进行自动测量。

针对货运卡车体积测量需求,基于虚拟现实技术^[10],本文提出了一种单幅图像自动体积测量方法。该方法首先使用 ASM(Active Shape Model)算法,将车车厢体的纹理特征和各个特征点之间的位置约束结合,并进行定位,然后根据给定卡车的 3D 模型和相机的内部参数建立目标成像的虚拟现实环境及被测卡车所在地面环境,利用 EPnP 算法求解目标模型的初始位姿,用 3D 模型的几何校正技术使卡车 3D 模型与被测卡车自动匹配,在地面方程和投影控制点匹配的约束下,虚拟现实环境中卡车的 3D 模型与被测卡车相同,故可通过计算卡车 3D 模型的体积得到被测卡车的体积。

2 虚拟现实环境下的体积测量算法

本方法利用虚拟相机和卡车所在地面的方程建立虚拟现实环境,用 ASM 算法提取卡车的特征点,并用 EPnP 算法将卡车放置在虚拟地面上,进而对卡车 3D 模型进行几何校正使其与被测卡车匹配。

2.1 虚拟现实环境

本文利用 OpenGL 虚拟相机重现相机摄影过程,借助 OpenGL 中的高级函数对已知摄影参数的影像进行二次成像模拟,通过建立相关视图函数参数与内外方位元素间的定量关系,以虚拟相机坐标系为世界坐标系设置虚拟地面,此时虚拟现实环境和真实环境的比例关系确定,虚拟现实环境如图 1 所示。

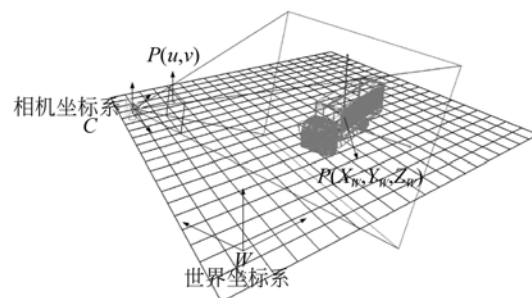


图 1 虚拟现实环境

Fig. 1 Virtual reality environment

图 1 的虚拟现实环境表征了照相机坐标系、世界坐标系、图像像素坐标系和图像物理坐标系的相对位置关系。 $P(X_w, Y_w, Z_w)$ 是世界坐标系中一点,其在屏幕坐标系 uv 中的投影点是 $P(u, v)$ 。

OpenGL 透视成像过程可描述为:三维物体上的点经模型矩阵 M 进行旋转、平移及缩放变换,进入到像空间坐标系中;再经过透视投影矩阵 P 进行透视变换,获取现实中的成像效果;经过仿射变换 F 获取三维景象的屏幕影像坐标实现三维模型的二维显示。其过程可表示为:

$$Z_w \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R & T \\ 0^T & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{KG} \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

其中: $\alpha_x = f/dx$, $\alpha_y = f/dy$, 它们分别为 x 轴和 y 轴上的归一化焦距, f 为相机的焦距, dx 和 dy 分别表示相机传感器在横轴和纵轴上单位像素的尺寸大小; (u_0, v_0) 表示相机光学成像中心坐标, 通常是成像平面中心的像素坐标; \mathbf{K} 是相机的内参数矩阵; \mathbf{R} 和 \mathbf{T} 是相机的外参数; \mathbf{R} 是旋转矩阵; \mathbf{T} 是平移矩阵; \mathbf{G} 是相机的外参数矩阵。用相机标定可计算出 \mathbf{K} 和 \mathbf{G} ^[11]。

2.2 卡车特征点识别

ASM 算法^[12]成功应用于人脸识别, 有很好的效果^[13], 本文通过 ASM 算法识别卡车的特征点, 以实现局部特征的准确定位。

首先选取 30 幅卡车图片作为训练样本集, 如图 2 所示, 手工标定每幅训练图片上的 34 个特征点, 如图 3(a) 所示, 每幅图片的特征点位置、个数及标记顺序完全一致, 定义每幅图片对应的 34 个特征点的坐标值为 $\mathbf{H}_c = (z_{c1}, o_{c1}, z_{c2}, o_{c2}, \dots, z_{cn}, o_{cn})^T$, 其中 $c = 1, 2, \dots, 50$, $n = 34$, $k = 1, 2, \dots, n$, \mathbf{T} 表示转置, (z_{ck}, o_{ck}) 表示第 c 幅图片中第 k 个特征点的坐标。



图 2 卡车训练样本

Fig. 2 Truck training samples

为了消除样本图片中卡车相对位置对识别结果的影响, 本文使用 Procrustes 方法^[14]对形状向量 \mathbf{H}_c 进行配准后用 $\mathbf{H}'_c = (z'_{c1}, o'_{c1}, z'_{c2}, o'_{c2},$

$\dots, z'_{ck}, o'_{ck}, \dots, z'_{cn}, o'_{cn})^T$ 表示, 其中 (z'_{ck}, o'_{ck}) 表示配准后第 c 幅图片中第 k 个特征点的坐标; 然后对形状向量 \mathbf{H}'_c 进行主成分分析, 为卡车特征点建立局部灰度信息, 并建立卡车主动形状模型; 最后, 使用主动形状模型识别被测卡车图像上卡车的特征点 x_k , 识别结果如图 3(b) 所示。



(a) 卡车特征点选取

(b) 卡车特征点识别结果

(a) Truck feature points selection (b) Recognition results of truck feature points

图 3 卡车特征点

Fig. 3 Truck feature points

2.3 卡车 3D 模型与被测卡车的匹配

信息技术的发展, 互联网云集了海量 3D 模型, 如何利用这些三维模型完成体积的测量, 是一个重要的研究课题。而通过虚拟现实技术, 利用虚拟空间中的 3D 投影匹配来进行体积测量, 是一个可行的解决方法。一般情况下, 获取的 3D 模型与待测卡车的几何结构不能够完全匹配, 无法直接实现 3D 投影配准, 因此需要对 3D 模型的进一步校正。现有的一些 3D 模型校正方法需要手动操作^[15-17], 本文通过初始姿态估计和局部微调, 使卡车 3D 模型 $X \in R^{N \times 3}$ 投影与卡车自动匹配, 其中 N 是 3D 模型的顶点数。

2.3.1 卡车 3D 模型姿态的初始估计

定义 λ 个 3D 模型上特征点 $X_j \in R^3$ 和 λ 个图片上特征点 $x_j \in R^2$ 及卡车 3D 模型的初始姿态 Ω , $j \in \lambda$, $\Omega = \{\mathbf{R}, \mathbf{T}\}$, 其中 $\mathbf{R} \in R^{3 \times 3}$ 是卡车模型的旋转矩阵, $\mathbf{T} \in R^3$ 是卡车模型的平移矩阵。本文使用 EPnP 算法^[18]估计 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} 。

选取卡车图像上的 5 个特征点 $x_j, j = 1, 2, \dots, 5$ 和卡车 3D 模型上的 5 个控制点 X_j , 将这 10 个点的坐标值和虚拟相机的内参数矩阵 \mathbf{K} 作为已知参数, 代入式(2):

$$\varphi_j [x_j \ 1]^T = \mathbf{K} * \sum_{m=1}^4 \alpha_{jm} \mathbf{X}_j^T, \quad (2)$$

其中 φ_j 是比例因子, 得到关于 α_{jm} 的矩阵 \mathbf{A} , 求解 \mathbf{A} 的核空间, 进而计算出旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{T} , 得到的 \mathbf{T} 存在尺度模糊^[17], 在虚拟现实环境

中,约束 3D 模型一定在虚拟地面上,从而解决了 T 的尺度模糊问题。确定卡车 3D 模型的初始姿态如图 4(a)所示。

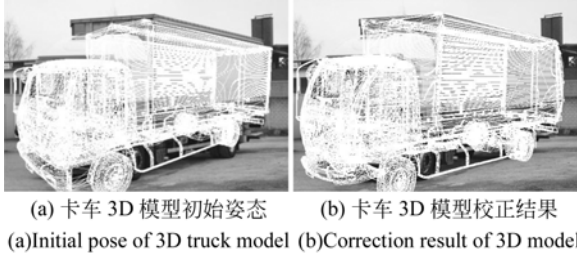


图 4 卡车 3D 模型校正

Fig. 4 3D truck model correction

2.3.2 卡车 3D 模型的几何校正

如图 4(a)所示,卡车 3D 模型的初始姿态投影和被测卡车并不完全吻合,这是因为卡车 3D 模型的几何结构与被测卡车有差异,本文利用卡车的 γ 个特征点 $x_i \in \mathbb{R}^2$ 对 3D 模型进行几何校正, $i \in \gamma$,首先对控制点 $X_i \in \mathbb{R}^3$ 进行投影匹配,再用控制点 X_i 控制模型进行整体的几何校正。

(1)控制点的匹配

通过卡车 3D 模型上 γ 个控制点 X_i 与卡车图像的 γ 个特征点 x_i 的匹配, $\gamma = 12$,得到控制点 X_i 匹配后的目标点 $Y_i \in \mathbb{R}^3$ 。

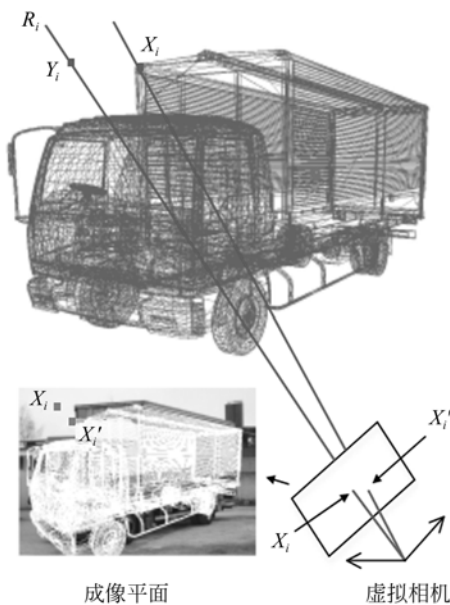


图 5 控制点匹配

Fig. 5 Control points matching

本文构造能量函数 $E_1(X)$,约束 X_i 的投影

点 X'_i 与未被遮挡的特征点 x_i 匹配, $i = 1, 2, \dots, 9$,如图 5 所示,计算出特征点 x_i 在虚拟现实中的反投影射线 $R_i = \mathbf{K}^{-1} * [x_i \quad z_i]^T$, $z_i \in [0, 1]$,射线以虚拟相机光心为出发点($z_i = 0$)指向虚拟 3 维空间的无穷远处($z_i = 1$)。 $E_1(X)$ 为 X_i 与射线 R_i 上的点的距离的和:

$$E_1(X) = \sum_{i=1}^9 \| X_i - \mathbf{K}^{-1} * [x_i \quad z_i]^T \|. \quad (3)$$

通过 $\min E_1(X)$ 最小化能量函数 $E_1(X)$,计算出 $z_i = a_i, i = 1, 2, \dots, 9$,进而得到匹配后的目标点 $Y_i = \mathbf{K}^{-1} * [x_i \quad a_i]^T, i = 1, 2, \dots, 9$ 。实验发现,仅用 $\min E_1(X)$ 得到的 Y_i 进行局部变换,会使 3D 模型发生结构畸变。因此,本文根据卡车 3D 模型立面互相垂直的几何关系进一步约束其几何结构。如图 6(a)所示,线段 $X_5 X_6$ 、 $X_6 X_9$ 、 $X_6 X_7$ 互相垂直, $X_6 X_7$ 和 $X_8 X_9$ 平行, $X_1 X_4$ 和 $X_2 X_3$ 平行,对应的 Y_i 确定的直线具有同样的几何关系,例如 $Y_5 Y_6$ 和 $Y_6 Y_7$ 垂直,有 $\overrightarrow{Y_5 Y_6} \cdot \overrightarrow{Y_6 Y_7} = 0$,即:

$$[\mathbf{K}^{-1} * [(x_6 - x_5) (z_6 - z_5)]]^T \cdot$$

$$[\mathbf{K}^{-1} * [(x_7 - x_6) (z_7 - z_6)]]^T = 0.$$

用上述方法构造等式约束:

$$g(z_i) = \sum (D_i z_i^{\zeta_i} + F_i) = 0, i = 1, 2, \dots, 9,$$

(4)

其中 D_i 和 F_i 是常数系数, ζ_i 是 z_i 的幂。用 $g(z_i) = 0$ 对 $\min E_1(X)$ 约束,使卡车 3D 模型不发生畸变,即求解式(5):

$$\begin{cases} \min E_1(X_i) \\ g(z_i) = 0 \end{cases}, i = 1, 2, \dots, 9. \quad (5)$$

得到目标点 Y_i ,对于卡车图片隐藏了一些特征点,本文根据已求的目标点 Y_i 和卡车车厢的对称性求解,如图 6(b)所示,点 Y_1 和 Y_4 及点 Y_5 和 Y_6 关于平面 π 对称, Y_1 、 Y_2 、 Y_3 、 Y_4 均已知,先求出平面 π 的方程,再分别计算出 Y_7 、 Y_8 、 Y_9 关于平面 π 对称的点 Y_{10} 、 Y_{11} 、 Y_{12} 。

(2)任意点几何校正

上述步骤将卡车模型上控制点 X_i 的投影点 X'_i 与对应的卡车特征点进行匹配, $i = 1, 2, \dots, 12$,此时卡车模型上的其他点的投影与卡车图像不匹配。本文通过控制点 X_i 和目标点 Y_i 的关系构造形变函数 T_X 对卡车模型的任意点进行几何校正,完成 3D 卡车模型与被测卡车的投影配准。

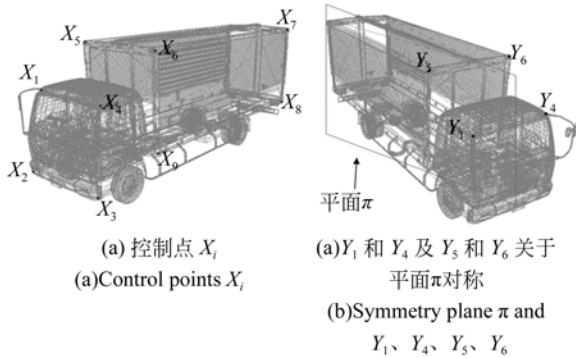


图 6 控制点和目标点

Fig. 6 Control points and target points

根据控制点 X_i 和目标点 Y_i 的关系求解出卡车模型上任意一点的几何校正函数 $T_X(X) = \mathbf{M} * \mathbf{X} + \mathbf{r}$, $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times 3}$ 是卡车模型上的一点, \mathbf{M} 是一个 3×3 的正交矩阵, \mathbf{r} 是 3 维的平移向量。

本文用最小二乘法求解 $T_X(X)$ [19], 首先, 用式(6)分别求解控制点 X_i 的目标点 Y_i 的加权圆心 p_* 和 q_* :

$$p_* = \frac{\sum_i \omega_i(X) X_i}{\sum_i \omega_i(X)}, q_* = \frac{\sum_i \omega_i(X) Y_i}{\sum_i \omega_i(X)}, \quad (6)$$

其中: $\omega_i(X)$ 是卡车模型上任意一点 X 的权函数, $\omega_i(X) = d(X, X_i)^{-\alpha}$, $d(X, X_i)$ 表示 X 与 X_i 的距离, α 是 $d(X, X_i)$ 的幂, $\omega_i(X)$ 用来调节控制点 X_i 对 3D 模型上任意一点 X 影响的大小。

通过 $T_X(X)$ 可将控制点 X_i 校正为目标点 Y_i , 所以 $\mathbf{r} = q_* - \mathbf{M}p_*$ 。此时 $T_X(X) = \mathbf{M} * \mathbf{X} + \mathbf{r}$ 中矩阵 \mathbf{M} 是未知的。

其次, 构造能量函数 $E_2(X)$ 求解出 \mathbf{M} , $E_2(X)$ 如式(7)所示:

$$E_2(X) = \sum_i \omega_i(X) |T_X(X_i) - Y_i|^2. \quad (7)$$

设 $\tilde{p}_i = X_i - p_*$, $\tilde{q}_i = Y_i - q_*$, $i = 1, 2, \dots, 12$, 根据 \tilde{p}_i 和 \tilde{q}_i 构造控制点矩阵 \mathbf{P} 与目标点矩阵 \mathbf{Q} 如下: $\mathbf{P} = (\omega_1(\tilde{p}_1), \omega_2(\tilde{p}_2), \dots, \omega_{12}(\tilde{p}_{12}))$, $\mathbf{Q} = (\omega_1(\tilde{q}_1), \omega_2(\tilde{q}_2), \dots, \omega_{12}(\tilde{q}_{12}))$, 将形变能量函数 $E_2(X)$ 用控制点矩阵 \mathbf{P} 、目标点矩阵 \mathbf{Q} 与旋转矩阵 \mathbf{M} 表示为:

$$E_2(X) = tr(\mathbf{P}^T \mathbf{P}) + tr(\mathbf{Q}^T \mathbf{Q}) - 2tr(\mathbf{Q}^T \mathbf{M} \mathbf{P}). \quad (8)$$

根据矩阵迹的性质有: $tr(\mathbf{Q}^T \mathbf{M} \mathbf{P}) = tr(\mathbf{M} \mathbf{P} \mathbf{Q}^T)$, 其中 $tr(\mathbf{M} \mathbf{P} \mathbf{Q}^T)$ 表示矩阵 $\mathbf{M} \mathbf{P} \mathbf{Q}^T$ 的

迹, 对矩阵 $\mathbf{P} \mathbf{Q}^T$ 进行奇异值分解得到 3 个矩阵 \mathbf{U} 、 \mathbf{S} 和 \mathbf{V} , 即 $\mathbf{P} \mathbf{Q}^T = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T$, 其中 T 表示转置, \mathbf{S} 是非负对角线矩阵, \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 是维数不同的两个正交的矩阵, 此时有:

$$tr(\mathbf{Q}^T \mathbf{M} \mathbf{P}) = tr(\mathbf{M} \mathbf{P} \mathbf{Q}^T) = tr(\mathbf{M} \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T) = tr(\mathbf{V}^T \mathbf{M} \mathbf{U} \mathbf{S})$$

记 $\mathbf{L} = \mathbf{U}^T \mathbf{M}^T \mathbf{V}$, 因为 \mathbf{U} 、 \mathbf{M} 和 \mathbf{V} 是正交的矩阵, 所以 \mathbf{L} 也是正交的矩阵; 由正交矩阵的性质可知: 当 \mathbf{L} 是单位矩阵时 $tr(\mathbf{Q}^T \mathbf{M} \mathbf{P})$ 的值最大, 此时旋转矩阵 $\mathbf{M} = \mathbf{V} \mathbf{U}^T$, 将旋转矩阵 \mathbf{M} 和平移向量 \mathbf{r} 带入 $T_X(X) = \mathbf{M} * \mathbf{X} + \mathbf{r}$ 得

$$T_X(X) = \mathbf{V} \mathbf{U}^T (\mathbf{X} - p_*) + q_*. \quad (9)$$

对卡车 3D 模型的每一点 X 用校正函数 $T_X(X)$ 进行校正, 使 3D 卡车模型与被测卡车的投影配准, 配准后卡车 3D 模型的几何结构与被测卡车相同, 校正后的卡车 3D 模型如图 4(b) 所示。卡车 3D 模型和被测卡车完成匹配后, 得到与被测卡车的 3D 模型, 通过计算卡车 3D 模型的体积, 获得被测卡车的体积。

3 卡车体积测量步骤

综上所述, 本文方法包括如下步骤:

(1) 标定相机内参数矩阵 \mathbf{K} , 测量卡车所在地面的方程;

(2) 建立虚拟现实环境, 使虚拟相机的内参数矩阵等于 \mathbf{K} , 并根据地面方程设置虚拟地面;

(3) 用 ASM 算法得到卡车的特征点 x_k , $k = 1, 2, \dots, 34$;

(4) 以预定义的 λ 个 3D 模型上特征点 $X_j \in \mathbb{R}^3$ 、 λ 个图片上特征点 $x_j \in \mathbb{R}^2$ 和相机内参数矩阵 \mathbf{K} 为输入, 用 EPnP 算法估计卡车 3D 模型的初始姿态 Ω ;

(5) 通过卡车 3D 模型上 γ 个控制点 X_i 与卡车图像的 γ 个特征点 x_i 的匹配, 得到控制点 X_i 校正后的目标点 $Y_i \in \mathbb{R}^3$, 并根据卡车的对称性求出隐藏的控制点和目标点;

(6) 用控制点 X_i 和目标点 Y_i 对卡车 3D 模型进行校正, 使卡车 3D 模型与被测卡车匹配;

(7) 通过卡车 3D 模型测量被测卡车的体积。本文方法的总体框图如图 7 所示。

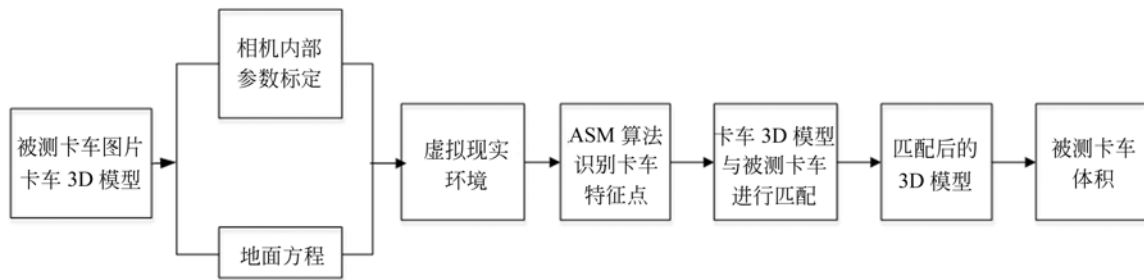


图 7 体积测量算法整体框图

Fig. 7 Framework of volume measurement algorithm

4 实验结果及分析

为了验证本方法的有效性及其可行性,本文以一定的角度获取多张卡车图像,用本文提出的体积测量方法对卡车图像进行 3D 配准,其结果如图 8 所示,8(a)、8(b)、8(c)和 8(d)是规格不同的

待测卡车,8(e)、8(f)、8(g)和 8(h)是卡车 3D 模型投影与被测卡车配准后的结果。利用 3D 配准后的卡车模型对卡车车厢体积进行计算,然后用测量值和实际值做比较。图 8(a)~8(d)中卡车车厢体积测量结果如表 1 所示,表中 l 为车厢长, d 为车厢宽, h 为车厢高, V 为车厢体积。

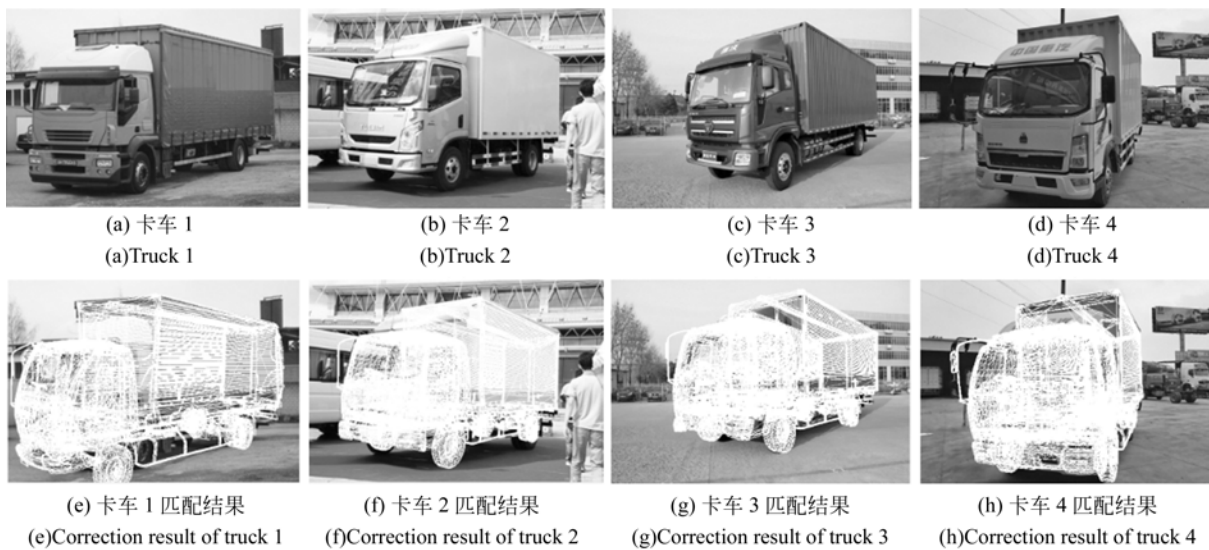


图 8 实验所用不同的卡车及匹配结果

Fig. 8 Different images and matching results

表 1 卡车体积测量值和实际值对比

Tab. 1 Comparison between measurement values and true volume values

序号	l/m		$E_i/\%$	d/m		$E_i/\%$	h/m		$E_i/\%$	V/m^3		$E_i/\%$
	实际值	测量值		实际值	测量值		实际值	测量值		实际值	测量值	
卡车 1	6.20	5.90	4.84	2.30	2.41	4.78	2.40	2.29	4.58	34.22	32.56	4.85
卡车 2	4.85	5.05	4.12	1.94	1.85	4.64	1.80	1.88	4.44	16.94	17.56	3.66
卡车 3	6.70	6.53	2.54	2.42	2.47	2.01	2.40	2.30	4.17	38.91	37.10	4.65
卡车 4	4.50	4.72	4.89	2.30	2.35	2.17	2.30	2.25	2.17	23.81	24.96	4.82

从表 1 可以看出,车厢体积的测量误差小于 5%,能够满足实际生活中对卡车车厢体积测量精度的要求。根据实验结果分析可知,影响卡车体积测量的主要因素有:

(1)虚拟现实场景建立过程中,相机的标定和地面方程的求解存在误差,使虚拟现实环境不能与真实环境完全一致,影响卡车体积的测量精度;

(2)ASM 算法对卡车信息的识别不能达到 100%正确,卡车信息的提取影响匹配的精度,进而影响卡车体积的测量精度;

(3)卡车 3D 模型与被测卡车的匹配存在误差,使卡车 3D 模型和被测卡车不完全一致,影响卡车体积的测量精度。

5 结 论

针对货运卡车体积测量需求,以及现有测量

方法不能自动测量的缺陷,本文在已知相机内参数和地面方程的先验条件下,利用虚拟现实技术、ASM(Active Shape Model)算法、EPnP 算法与 3D 模型几何校正算法完成卡车 3D 模型的投影与单幅卡车图像的配准,进而通过卡车 3D 模型计算出被测卡车体积。整个测量过程在虚拟现实中进行,节省了人力成本,提高了测量效率。实验结果表明,用本文方法对卡车车厢体积测量的值与卡车车厢体积的真实值的误差小于 5%,并能够实现卡车车厢体积的自动测量,适用于实际生活中对卡车车厢体积的测量。ASM(Active Shape Model)卡车特征点识别和卡车模型的几何校正是本文体积测量方法的关键环节,在后面的研究中,我们将进一步研究 ASM(Active Shape Model)算法和卡车模型的几何校正算法,提高本文体积测量方法的测量精度,同时还将研究对其它几何体体积的测量。

参考文献:

- [1] XU C, HE Y, KHANNA N, *et al.*. Model-based food volume estimation using 3D pose[C]. 2013 20th IEEE International Conference on Image Processing(ICIP2013), 2013:2534-2538.
- [2] CASTILLO-CASTANEDA E, TURCHIULI C. Volume estimation of small particles using three-dimensional reconstruction from multiple views[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2008: 218-225.
- [3] WEI Z, DING B, WANG W. Modifications in SIFT-based 3D reconstruction from image sequence[C]. *International Society for Optics and Photonics*, 2014:93010A-93010A-10.
- [4] KEMPES M, VETTER T, MAZZOTTI M. Measurement of 3D particle size distributions by stereoscopic imaging[J]. *Chemical Engineering Science*, 2010,65(4):1362-1373.
- [5] WANG C, HAN Y. Design of dynamic volume measure system based on binocular vision[C]. *IEEE*, 2010:V10-289 -V10-293.
- [6] WU L, WU B. Research on estimation of trees crown volume by 3D laser scanning system[J]. *International Conference on Computer Distributed Control & Intelligent Environmental Monitoring*, 2011:265-268.
- [7] FURUKAWA Y, PONCE J. Accurate, dense and robust multi-view stereopsis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2007,32(8):1362-1376.
- [8] SAKAI S, ITO K, AOKI T, *et al.*. An efficient image matching method for multi-view stereo[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2013.
- [9] ZHANG Z, YANG Y, YUE Y, *et al.*. Food volume estimation from a single image using virtual reality technology [J]. *IEEE Annual Northeast Bioengineering Conference*, 2011:1-2.
- [10] BURDEA G. Virtual reality technology an introduction [C]. *IEEE Computer Society*, 2005:307.
- [11] SUN W, SUN N, GUO B, *et al.*. An auxiliary gaze point estimation method based on facial normal[J]. *Formal Pattern Analysis & Applications*, 2014.
- [12] COOTES T F, Taylor C J, Cooper D H, *et al.*. Active shape models-their training and application [J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 1995,61(1):38-59.
- [13] WANG W, SHAN S G, GAO W, *et al.*. An improved active shape model for face alignment [C]. *Fourth IEEE International Conference on Multimodal Interfaces, Processings, IEEE*, 2002:523-

- 528.
- [14] IGUAL L, Perez-Sala X, ESCALERA S, *et al.*. Continuous generalized procrustes analysis [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(2): 659-671.
- [15] NEALEN A, SORKINO O. A sketch-based interface for detail-preserving mesh editing [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): págs. 1142-1147.
- [16] ALEXA O S M. As-rigid-as-possible surface modeling [J]. *Eurographics Symposium on Geometry Processing*, 2007.
- [17] KHOLGADE N, SIMON T, EFROS A, *et al.*. 3D object manipulation in a single photograph using stock 3D models [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2014, 33(4): 127.
- [18] LEPETIT V, MORENO-NOGUER F, FUA P. EPnP: An accurate $O(n)$ solution to the PnP problem [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 81(2): 155-166.
- [19] SCHAEFER S, MCPHAIL T, WARREN J. Image deformation using moving least squares [J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2006, 25(3): 533-540.

作者简介:



孙 伟(1980—),男,安徽人,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为高性能视觉信息计算及嵌入式系统设计,第一作者发表 SCI/EI 论文 20 余篇,获国家发明专利授权 4 项,主编国家规划教材《数字图像处理系统工程导论》一部。主持国家自然科学基金青年项目一项。E-mail: wsun@xidian.edu.cn



李鹏慧(1992—),男,内蒙古人,西安电子科技大学在读硕士,主要从事计算机视觉及图像处理研究。E-mail: 18192010330@163.com