

基于激光雷达距离像的目标 3D 姿态估计

吕丹^{1,2}, 孙剑峰¹, 李琦¹, 王骥¹

- (1. 哈尔滨工业大学 光电子技术研究所 可调谐激光技术国家级重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080;
2. 齐齐哈尔大学 应用技术学院, 黑龙江 齐齐哈尔 161006)

摘要: 在激光雷达目标识别中, 目标姿态的精确估计可以有效地简化识别过程。现有的 PDVA 算法主要是针对地面结构化目标而提出的一种 3D 目标姿态估计方法。该方法利用模型坐标系(MCS)各个坐标轴的正方向向量来确定目标的三维姿态角, 其有效性通过实验得到了验证。但该方法在确定 MCS 各坐标轴的正方向向量时, 所消耗的时间比较多, 影响了算法的执行效率。文中提出了一种改进的 PDVA 算法, 利用聚类中心邻域判别 CCND 法来加速 MCS 各坐标轴的正方向向量的确定过程。采用四种地面军用车辆模型目标进行了仿真实验, 实验结果显示, 改进的 PDVA 算法的平均运行时间约占 PDVA 算法的 66%, 极大地提高了目标 3D 姿态估计的执行效率。

关键词: 3D 姿态角估计; 激光雷达; 模型坐标系; 距离像

中图分类号: TN958.98 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2015)04-1115-06

3D pose estimation of target based on lidar range image

Lv Dan^{1,2}, Sun Jianfeng¹, Li Qi¹, Wang Qi¹

- (1. National Key Laboratory of Science and Technology on Tunable Laser, Institute of Opto-Electronic, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China; 2. College of Applied Technology, Qiqihar University, Qiqihar 161006, China)

Abstract: In the target recognition of lidar, the accurate estimation of target pose can effectively simplify the recognition process. The existing PDVA algorithm as a method of target 3D pose estimation is mainly for ground structured targets. This method uses the planar normals of rigid targets as the vectors in the positive direction of the axes in model coordinate system(MCS) to estimate the 3D pose angles of targets, and its effectiveness has been verified by experiments. However, it is time consuming when determining the positive direction vectors of the axes in MCS and affecting the efficiency of the algorithm. In this paper, an improved PDVA algorithm was proposed and a method of clustering center neighborhood discriminant (CCND) was used for accelerating the determination process of positive direction vectors of the axes in MCS. The simulation experiments were performed with four military vehicle models. The results show that the average running time of the improved PDVA algorithm only accounts for about 66% of the PDVA algorithm, and it greatly improves the efficiency of target 3D pose estimation.

Key words: 3D pose estimation; lidar; model coordinate system; range image

收稿日期: 2014-08-11; 修订日期: 2014-09-14

作者简介: 吕丹(1981-), 女, 博士生, 主要从事激光主动成像和目标识别等方面的研究。Email: lvdan123001@163.com

导师简介: 李琦(1963-), 女, 教授, 博士, 主要从事激光主动成像与太赫兹技术等方面的研究。Email: liqi2013@hit.edu.cn

0 引言

激光雷达能同时获得反应目标材料特性的强度像和目标空间三维几何特性的距离像^[1-2]。特别是距离像的存在,它可以克服传统二维成像数据源的不足,为自动目标检测与识别以及精确制导等方面带来了重大的技术革新。基于激光雷达距离像的目标识别中,目标姿态的有效估计,能够进一步简化识别的复杂性,提高识别速率,也为目标的精确打击提供了强有力的保障。

现有的姿态估计方法中,基于目标距离像的主要方法有:矩形包围盒法,主成分分析(PCA)法和特征匹配法。矩形包围盒法^[3-4]主要是利用大多数车辆具有矩形的特点来拟合包围目标点云的最小外接矩形,以外接矩形的走向表征目标方位角。如果地形突然变化或者是大面积的非均匀区域(如深林),对矩形可能产生错误的估计,同时由于遮挡的影响,也会产生很大的误差;PCA法^[5]则直接计算点云在三维空间的三个主方向来确定目标姿态,具有简单高效的特点。但该方法依赖于点的分布情况,当目标包含完整的三维点云时,可以比较准确的估计出目标的姿态,而实际中,由于目标的自遮挡及遮挡等因素的影响,所得到的目标点云往往是单个视点下不完整的数据,这使得PCA估计的姿态角与真实值相差较大;基于特征匹配的方法^[6-7]一般应用在目标已知的情况下,对目标姿态的估计。需要先建立目标各个姿态的模板库,然后通过提取目标的特征和模板库中模型的特征进行匹配,匹配分最高的那个姿态模型即为所求的姿态。这种基于特征匹配的姿态估计方法,一般要求目标已知,通常在目标识别完之后确定目标的姿态,很难同时把三个姿态角都估计出来,因为这种包含所有姿态角的模板库是很难建立的,而且会需要大量的搜索匹配时间。

针对上述普遍存在3D姿态角估计难的问题,参考文献[8]提出了一种基于激光雷达距离像的地面刚性目标的3D姿态估计方法,这里称为PDVA法,该方法的基本思想是找到与目标上表面水平和垂直的平面,或者是近似水平和垂直的平面,利用这些平面的法向量确定目标所在的模型坐标系MCS中各坐标轴的正方向向量以求取目标的三维姿态。这种

方法不受地形限制,不要求目标具有完整的三维信息,仅利用单个视点下存在自遮挡的激光雷达距离像信息即可实现目标的3D姿态角估计。但该方法在确定MCS各坐标轴的正方向向量时,所消耗的时间较多,约占整个姿态估计算法的50%,影响了算法的执行效率。为了减少PDVA算法的运行时间,文中提出了一种改进的PDVA算法,简记为IPDVA法。该方法中,研究了一种聚类中心邻域判别CCND法来加速MCS各坐标轴的正方向向量的确定过程,提高目标3D姿态估计的执行效率。

1 目标3D姿态估计算法

目标姿态就是确定目标所在的模型坐标系(MCS)到传感器所在的测量坐标系(WCS)映射所需的坐标变换^[9]。所求的目标姿态角 (ψ, θ, ϕ) 如图1所示,分别表示绕 X_m 轴旋转的航偏角 ψ ,绕 Y_m 轴旋转的俯仰角 θ 和绕 Z_m 轴旋转的横滚角 ϕ ,逆时针旋转为正方向。

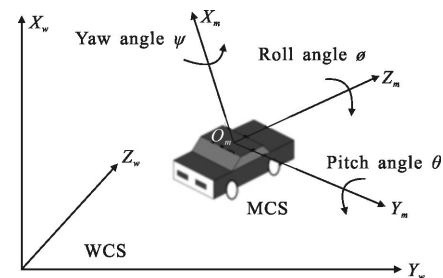


图1 目标姿态角的表示

Fig.1 Expression of the target pose angles

PDVA算法的核心部分就是运用目标表面的平面法向量确定目标所在的模型坐标系MCS中各坐标轴 X_m, Y_m 和 Z_m 的正方向向量 n, o 和 a (如图2所示),之后通过逆运动学法^[10]求出目标的3D姿态。为了求取向量 n, o 和 a ,参考文献[8]中采用了四个模块来完成,如图3所示,其中第四个模块,即向量 n, o 和 a 的确定模块(图3中黑体加粗部分),是整个PDVA算法中最耗时的部分,所需要的运行时间约占整个算法的一半。因此,一旦提高了该模块的执行效率,那么整个算法的运行效率也将会大大提高。文中IPDVA算法研究的主要内容就是围绕该模块展开的。

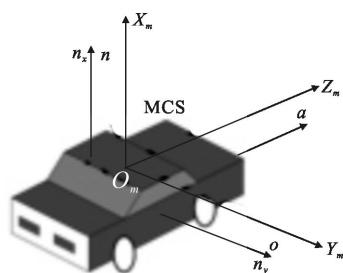


图 2 目标表面法向量与模型坐标系的关系图

Fig.2 Relationship between normals of target surface and MCS

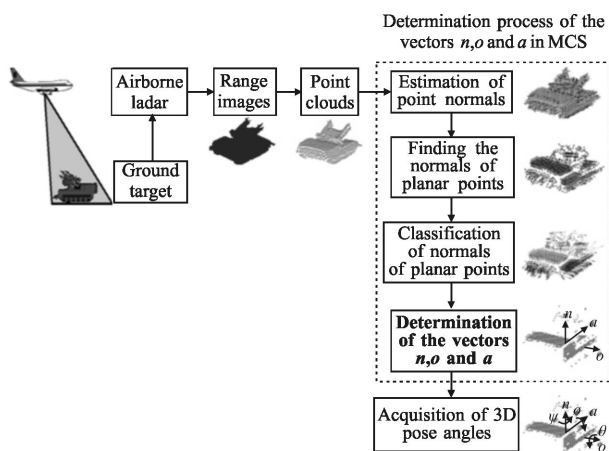


图 3 PDVA 算法流程框图与文中 IPDVA 算法研究的主要工作内容

Fig.3 Block diagram of PDVA algorithm and the main content of the IPDVA algorithm

1.1 点法向量估计

通过激光雷达获取目标某姿态距离像 R 后,需要将该距离像转化为三维点云 Q ,之后采用基于局部平面拟合的方法对点云 Q 中的每个点进行法向量估计。基本思路为:对于点云 Q 中的每个点 p ,找到与 p 最相近的 k 个邻近点 $Nbhd(p)$,对 $Nbhd(p)$ 进行最小二乘法拟合,然后把得到的局部平面 τ 的法矢 n 作为点 p 法矢的近似值。

1.2 平面点法向量的查找

目标的姿态估计中,主要是利用目标表面的平面数据点法向量,其他非平面数据都需要滤除掉。为了得到平面点法向量,需要先找到相应的平面点。弯曲度^[11]可以用来描述局部表面的弯曲程度,当某个数据点的弯曲度为 0 时,该点即可以判断为平面点。因此,可以计算出点云 Q 中每个数据点的弯曲度来找到平面数据点。对于 Q 中的任意一点 p ,其弯曲度表示为:

$$C_p = \sqrt{(k_{\max}^2(p) + k_{\min}^2(p)) / 2} \quad (1)$$

式中: $k_{\max}(p)$ 和 $k_{\min}(p)$ 为表面点 p 的最大主曲率和最小主曲率,分别通过点 p 的高斯曲率 $K(p)$ 和平均曲率 $H(p)$ 来计算^[12]:

$$k_{\max}(p) = H(p) + \sqrt{H^2(p) - K(p)} \quad (2)$$

$$k_{\min}(p) = H(p) - \sqrt{H^2(p) - K(p)} \quad (3)$$

当 $C_p = 0$, 即 $k_{\max}(p) = k_{\min}(p) = 0$ 时,表示 p 点属于平面上的点。实验中,由于估算的差异以及噪声的影响,使得平面上点的 C_p 值不一定为 0 但接近 0。为了获取平面数据点,设定了一个阈值 δ ,当 $C_p > \delta$,判定 p 点为平面上的数据点。通过这种过滤方法,就可以找到点云 Q 中的平面点,进而确定出相应的平面点法向量集 G 。

1.3 平面点法向量分类

为了找到模型中不同方向上的平面点法向量,需要对集合 G 中的法向量进行分割。在 3D 点云中,同一方向上的平面点法向量分布相对集中,不同方向上的平面点法向量分布相对发散。基于这种特性,采用了一种自适应 K-means 聚类的方法^[13]对所有数据点的法向量进行了分类,有效的分割开了集合 G 中不同方向上的平面点法向量。

1.4 确定模型坐标轴正方向向量

平面点法向量集 G 分成 k 个聚簇后,需要对每个聚簇进行法向量的筛选以找到能表征这个聚簇的法向量,目的是用这 k 个法向量确定出能代表 MCS 坐标轴 X_m, Y_m 和 Z_m 的正方向向量 n, o 和 a 的法向量。PDVA 算法中为了找到每个聚簇的代表法向量,每个聚簇需要计算的复杂度为 $O(n^2)$,那么 k 个聚簇相对就会消耗许多的运行时间。

文中研究了一种聚类中心邻域判别 CCND 法来确定每个聚簇的代表法向量。通过 PDVA 算法进行实验时发现,每个聚簇的中心(如图 4 中的右边星号)与该聚簇的代表法向量(如图 4 中的左边星号)相邻比较近,这也就表明了每个聚簇的代表法向量一定包含在距离该聚簇中心最近的 N 个邻域法向量中。这里 N 的取值大小是关键, N 取过大,达不到提高算法运行效率的目的, N 取过小,可能找不到代表该聚簇的最佳法向量,从而导致姿态角估计偏差增大。通过对不同模型不同姿态的距离数据反复实验验证发现,当 N 取到聚簇点数的 30% 时为最佳值,这时每

个聚簇计算的复杂度就从 $O(n^2)$ 缩短到了 $O(30\%n^2)$, 而对于 k 个聚簇来说, 运行时间缩短的程度就更为明显了。

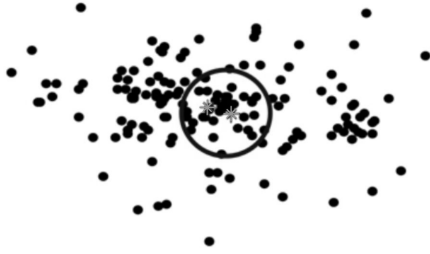


图 4 聚簇的代表法向量与该聚簇中心及相应的邻域关系图
Fig.4 Denoting normal of the cluster and the clustering center with the corresponding neighborhood

运用 CCND 法确定每个聚簇代表法向量的具体实现过程如下:

对于含有 $N_c(i), i=\{1, \dots, k\}$ 个点法向量的聚簇 $clusters(i)$, 先利用欧式距找到距离该聚簇中心 $centers(i)$ 最近的 $30\%N_c(i)$ 的点法向量 $Nbhd_c(i)$ 。然后计算 $Nbhd_c(i)$ 中每个点法向量与 $clusters(i)$ 中所有点法向量夹角之和, 找到 $Nbhd_c(i)$ 中法向量夹角和最小的那个法向量 $g_d(l)$, 用 $g_d(l)$ 来表征这个聚簇的法向量指向。通过这种方法就可以找到 k 个聚簇的代表法向量, 用 $G_d=\{g_d(1), \dots, g_d(k)\}$ 来表示。

由图 2 可知, 向量 n 和 o 可用目标的上表面平面和侧面平面的法向量来表示, 而第三个向量 a 通常无法从目标表面的法向量中直接得到。基于向量 n, o 和 a 之间的正交性, 向量 a 可以直接通过 n 和 o 的叉积来获得, 而之前运用 CCND 法找到的 k 个聚簇的代表法向量 $G_d=\{g_d(1), \dots, g_d(k)\}$, 主要是用来确定向量 n 和 o 的。向量 n, o 和 a 的具体实现过程如下^[8]。

首先要计算 G_d 中法向量之间的正交性。如果 G_d 中某个法向量 $g_d(l)$ 与 G_d 中其他法向量正交, 则标记 $g_d(l)$ 的索引号。最后, 选出 G_d 中所有标记的法向量组成集合 $G_u=\{g_u(1), \dots, g_u(h)\} (h \leq k)$ 。确定出正交向量集 G_u 之后, 需要找到 G_u 中各个法向量所对应的聚簇, 然后按照每个聚簇中法向量的个数进行降序排序, 之后选出数据点个数最多的前两个聚簇, 所对应的法向量为 n_1 和 $n_2 (n_1 \in G_u, n_2 \in G_u)$ 。如果 n_1 与 e_w 的夹角在 0° 和 45° 之间, 则用 n_1 表示 n, n_2 表示 o , 否

则用 n_2 表示 n, n_1 表示 o , 其中 e_w 是全局坐标系 WCS 中 X 轴正方向的单位向量。最后 n 和 o 的向量分别表示为 $n=(n_x, n_y, n_z)$ 和 $o=(o_x, o_y, o_z)$, 如图 5(a) 所示。向量 $a=(a_x, a_y, a_z)$ 则用 n 和 o 的叉积来得到, 表示为 $a=n \times o$, 如图 5(b) 所示。

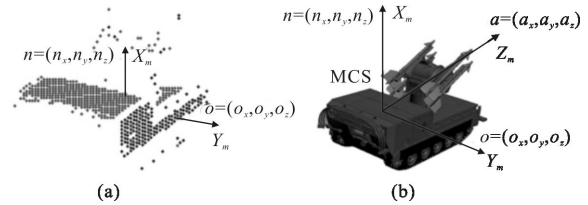


图 5 MCS 中各坐标轴正方向向量的求取: (a) 通过法向量筛选得到的向量 $n=(n_x, n_y, n_z)$ 和 $o=(o_x, o_y, o_z)$, (b) 向量 $a=(a_x, a_y, a_z)$ 的确定

Fig.5 Calculation of the vectors in the positive direction of the axes in MCS: (a) the vectors n and o are obtained through filtering the point normals and denoted as $n=(n_x, n_y, n_z)$ and $o=(o_x, o_y, o_z)$, (b) determination of the vector $a=(a_x, a_y, a_z)$

1.5 姿态角的求取

确定出向量 n, o 和 a 后, 即可通过逆运动学求解方法^[10]得到目标的航偏角 ψ 、仰俯角 θ 和横滚角 ϕ 。目标的姿态角 ψ, θ 和 ϕ 与向量 n, o 和 a 的关系表示为:

$$\phi = \text{atan2}(n_y, n_x) \quad (4)$$

$$\theta = \text{atan2}(-n_z, \cos \phi n_x + \sin \phi n_y) \quad (5)$$

$$\psi = \text{atan2}(\sin \phi a_x - \cos \phi a_y, -\sin \phi o_x + \cos \phi o_y) \quad (6)$$

通过公式(4)~(6)既可以得到目标的 3D 姿态角。

2 实验结果与分析

实验中, 使用激光雷达数据仿真软件来获得目标不同姿态的距离图像, 并转化为相应的三维点云。激光雷达要求前下视探测场景目标, 激光雷达距离目标 500 m 处探测目标不同姿态的距离数据。实验中, 以图 6 中的 4 个 CAD 模型作为输入场景目标, 每个目标生成 96 个不同视点下的距离像, 航偏角的范围在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 之间, 仰俯角在 $15^\circ \sim 45^\circ$ 之间, 横滚角在 $-45^\circ \sim 45^\circ$ 之间, 图像分辨率大小设为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 。之后分别运用 PDVA 算法和 IPDVA 算法得到每幅距离图像所对应目标的航偏角 ψ 、仰俯角 θ 和横滚角 ϕ 。统计出每个目标的 96 组姿态角的平均

误差(ME)和标准误差(SE),如表 1 和表 2 所示。从这两张表的结果对比来看, IPDVA 算法可以效的完成目标的 3D 姿态估计,并能达到 PDVA 算法的执行效果。

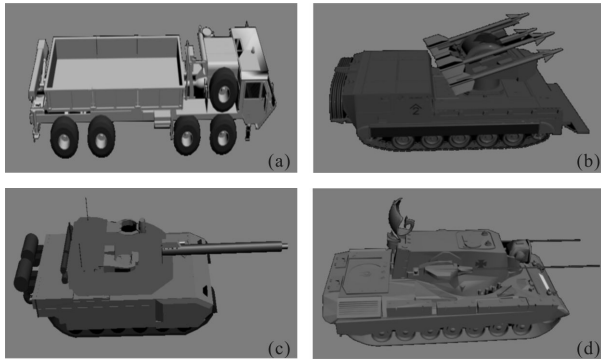


图 6 (a) 重型高机动战术卡车 M977, (b) 导弹发射车 M730A1, (c) 坦克 LECRERC, (d) 坦克 FLACKP 的 CAD 模型

Fig.6 CAD models of: (a) heavy expanded mobility tactical truck M977, (b) missile launch vehicle M730A1,

(c) tank LECRERC and (d) CAD model of tank FLACKP

在 IPDVA 算法中求取每个聚簇的代表法向量时, 分别用距离聚簇中心最近的点法向量个数占总点法向量个数的 5%, 10%, 15%, 20%, 25% 和 30% 这六种情况对图 6 中的四种模型进行了测试, 每个模型取 96 组不同姿态的距离像, 如图 7 所示。从图中

表 1 PDVA 算法^[8]对四种军用车模型目标姿态估计结果

Tab.1 Pose estimation results of the four military vehicle models with PDVA algorithm

Models	Yaw angle/(°)		Pitch angle/(°)		Roll angle/(°)	
	ME/(°)	SE/(°)	ME/(°)	SE/(°)	ME/(°)	SE/(°)
M977	0.694 0	0.657 2	0.336 4	0.388 3	0.014 2	0.060 8
M730A1	0.302 7	0.260 0	0.395 5	0.236 7	0.022 2	0.073 0
LECRERC	0.293 7	0.224 5	0.618 4	0.568 0	0.172 7	0.279 7
FLACKP	1.302 7	0.794 8	0.919 5	1.334 5	0.481 6	0.969 5

表 2 IPDVA 算法对四种军用车模型目标姿态估计结果

Tab.2 Pose estimation results of the four military vehicle models with IPDVA algorithm

Models	Average points of 96 range images	Average running time of PDVA	Average running time of IPDVA	Reduction of average time/s
M977	1 920	6.017 7	3.951 4	2.066 3
M730A1	1 796	6.716 1	4.032 5	2.683 6
LECRERC	1 506	4.226 0	2.906 9	1.319 1
FLACKP	1 936	4.028 2	2.994 2	1.034 0
Mean	1 789	5.247 0	3.471 3	1.775 7

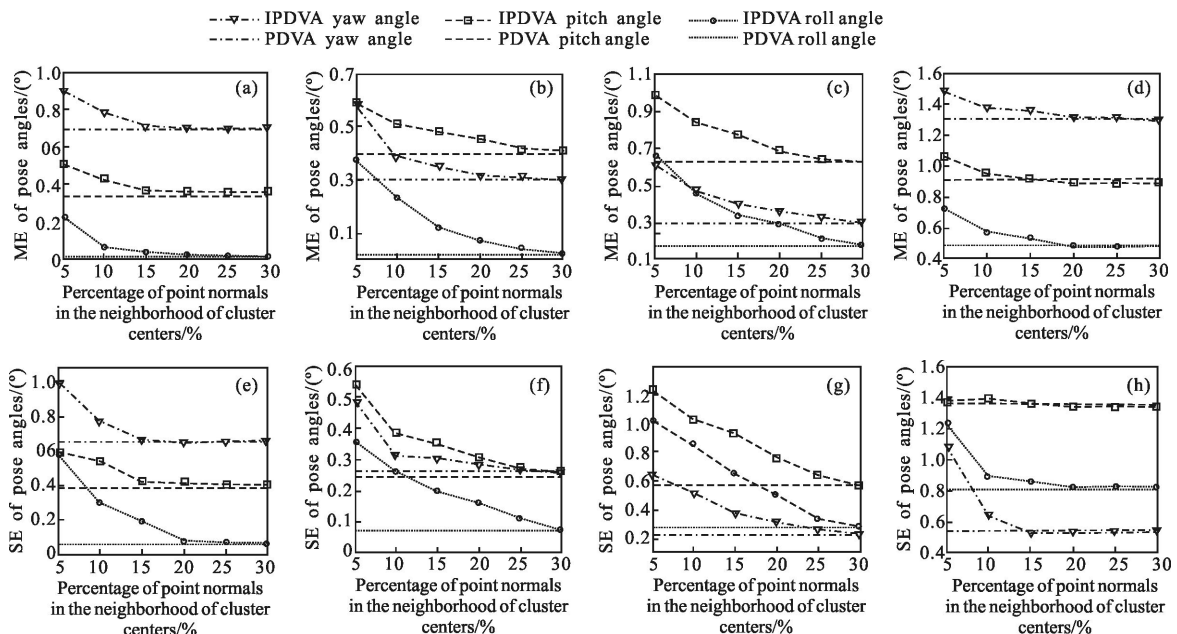


图 7 PDVA 算法的目标姿态估计结果与 IPDVA 算法中聚类中心邻域点法向量个数占不同百分比下目标姿态角估计结果的关系图(a)~(d)分别为模型 M977, M730A1, LECRERC 和 FLACKP 姿态估计的平均误差, (e)~(h)分别为模型 M977, M730A1, LECRERC 和 FLACKP 姿态估计的标准误差

Fig.7 Relationship figure of the pose estimation results between PDVA algorithm and IPDVA algorithm with different percentages of point normals in the neighborhood of clustering centers: (a)~(d) the ME of pose estimation for models M977, M730A1, LECRERC and FLACKP, (e)~(h) the SE of pose estimation for models M977, M730A1, LECRERC and FLACKP

可以看出,当聚类中心邻域的点法向量个数取到 30% 时,通过 IPDVA 算法得到的姿态角就能达到 PDVA 算法得到的姿态角精度,也就证实了 IPDVA 算法中取每个聚簇 30% 的数据点法向量进行计算是可行有效的。

针对以上四种模型,分别用 PDVA 算法和 IPDVA 算法统计了每种模型不同姿态距离像的平均运行时间,如表 3 所示。从表中的结果可以看出,目标姿态的平均运行时间由 PDVA 算法的 5.247 0 s 缩短到 IPDVA 算法的 3.471 3 s,平均时间减少了 1.775 7 s (Pentium (R) Dual-Core 2.6 GHz CPU, 2 G 内存及 Windows XP 操作系统下,基于 Matlab 测试得到),极大的提升了目标姿态估计的效率。

表 3 PDVA 算法和 IPDVA 算法平均运行时间对比表
Tab.3 Comparison table of the average running time between PDVA and IPDVA algorithms

Models	Yaw angle/(°)		Pitch angle/(°)		Roll angle/(°)	
	ME/(°)	SE/(°)	ME/(°)	SE/(°)	ME/(°)	SE/(°)
M977	0.698 2	0.661 0	0.357 4	0.408 3	0.014 8	0.064 3
M730A1	0.302 1	0.261 6	0.403 7	0.254 0	0.022 9	0.073 1
LECRERC	0.298 3	0.227 5	0.621 2	0.570 5	0.180 9	0.284 9
FLACKP	1.291 0	0.790 0	0.890 1	1.325 1	0.478 1	0.979 8

3 结 论

基于 PDVA 算法中确定模型坐标系各个坐标轴正方向向量的过程比较耗时这一情况,文中提出了一种加速的 IPDVA 算法来获取地面刚性目标的 3D 姿态估计。对四种军用车模型目标的不同姿态距离像进行了实验,结果表明,该方法与 PDVA 算法相比,在不影响目标 3D 姿态估计精度的前提下,IPDVA 算法的执行速度有了很大的提高,平均运行时间约占 PDVA 算法的 66%,有效地提高了目标 3D 姿态估计的执行效率。

参考文献:

- [1] Xiao Xingjun, Sun Jianfeng, Liang Xiaoxue, et al. Matching method for laser radar range image with moment invariants [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(7): 1376–1380. (in Chinese)
- [2] Yang Wenxiu, Fu Wenxing, Zhou Zhiwei, et al. Fast three dimensional LIDAR target recognition based on projection dimension reduction [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 40(S): 1–7. (in Chinese)
- [3] Neulist J, Armbruster W. Segmentation, classification, and pose estimation of military vehicles in low resolution laser radar images[C]//Proceedings of Laser Radar Technology and Applications X, 2005, 5791: 218–225 .
- [4] Grönwall C, Gustafsson F, Millnert M. Ground target recognition using rectangle estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15: 3401–3409.
- [5] Tangelder J W H, Veltkamp R C. A survey of content based 3D shape retrieval methods [C]//Proceedings of Shape Modeling Application, 2004: 145–156.
- [6] Adán A, Merchán P, Salamanca S. 3D scene retrieval and recognition with depth gradient images [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32: 1337–1353.
- [7] Taati B, Greenspan M. Local shape descriptor selection for object recognition in range data [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2011, 115: 681–694.
- [8] Lv Dan, Sun Jianfeng, Li Qi, et al. 3D pose estimation of ground rigid target based on ladar range image [J]. *Applied Optics*, 2013, 52(33): 8073–8081.
- [9] Grimson W EL. Object Recognition by Computer [M]. America: MIT Press, 1990.
- [10] Paul R P. Robot Manipulators Mathematics Programming and Control [M]. America: MIT Press, 1981.
- [11] Dorai C, Jain A K. COSMOS—a representation scheme for 3D free-form objects [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19: 1115–1130.
- [12] Yang Nan, Xiao Jiangchao, Wang Minghai. Estimation of normal and curvature based on point cloud data [J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2010(7): 35–38. (in Chinese)