

文章编号 1004-924X(2009)07-1714-08

复杂场景下应用成像 Ladar 的自动目标识别

马超杰^{1,2}, 杨 华¹, 李晓霞¹, 吴 丹¹, 黄超超¹

(1. 电子工程学院 安徽省红外与低温等离子体重点实验室, 安徽 合肥 230037;

2. 武警指挥学院, 天津 300350)

摘要:针对目标部分被树木遮挡时造成的识别困难,提出了基于成像激光雷达(Ladar)的自动目标识别算法。介绍了采用的数据分类、数据拼接、目标姿态调整和基于高度直方图的目标识别等步骤的操作步骤。应用图像处理技术对场景数据进行分类,实现地面、目标和树木的分离;利用图像帧之间内在的相关性,采用“由粗到精”的方法求出数据变换矩阵并进行数据拼接;根据目标位置的法线方向进行目标姿态调整得到目标高度直方图。最后,将采集的目标高度直方图同存储的模型高度直方图进行匹配,识别出目标类型。实验结果表明:目标提取部分占目标总面积的90%以上,对目标的识别率高于99%,基本满足自动目标识别算法的稳定可靠、识别率高、抗干扰能力强等要求。

关键词:成像激光雷达;数据拼接;高度直方图;自动目标识别

中图分类号:TP391.44;TN957.52 **文献标识码:**A

Implementation of automatic target recognition by imaging Ladar in complex scenes

MA Chao-jie^{1,2}, YANG Hua¹, LI Xiao-xia¹, WU Dan¹, HUANG Chao-chao¹

(1. *Key Laboratory of Infrared and Low Temperature Plasma of Anhui Province, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China*; 2. *Armed Police Command College, Tianjin 300350, China*)

Abstract: A novel Automatic Target Recognition(ATR) algorithm based on imaging Laser Radar(Ladar) is proposed to solve the target recognition difficulty caused by a tree sheltering, and the algorithms such as data classification, data mosaic, target pose adjustment and target recognition based on a height histogram are studied. The scene data are classified into several parts (ground, targets and trees) by using an image processing technique, and the translation matrixes among different views are calculated from coarse to fine according to their inherent attributions. Then, the data from different views are integrated together. According to its normal directions, each target pose is adjusted to the top view, and its height histogram can be calculated. Finally, the target is recognized by matching the target height histogram with the saved model height histograms. Experimental results indicate that the extracted target part is more than 90% of the whole target area and the recognition ratio is more than 99%, which satisfies the ATR requirements in stabilization, higher recognition ratios and strong anti-jamming.

Key words: imaging Ladar; data mosaic; height histogram; Automatic Target Recognition(ATR)

收稿日期:2008-07-25;修订日期:2008-09-15.

基金项目:安徽省红外与低温等离子体重点实验室基金资助项目(No. 2007A011011F)

1 引言

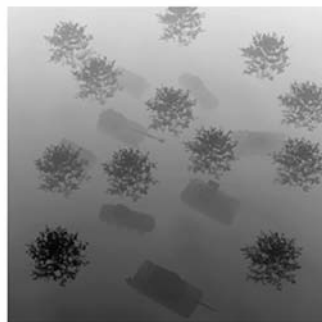
自动目标识别技术(ATR)作为现代战场上武器智能化核心技术之一已经在多种武器系统中得到应用。根据目标的轮廓特征^[1]和仿射不变特征^[2]对目标的描述,结合神经网络和免疫识别算法^[3]在一定程度上解决了多种环境下的目标识别问题。但这些算法都基于二维传感器,系统识别性能受限,且目标姿态改变会造成样本数量的激增,带来系统设计上的困难并引起系统识别率降低^[4]。如果目标处于被地面植被遮挡、人工伪装网干扰或假目标欺骗等不利因素的复杂场景中,系统性能会急剧下降。

成像激光雷达通过获取目标的三维距离信息,能增加对目标特征的描述,提高目标特征提取方法的实用性和可靠性,从而以低虚警率实现高可靠性的战场目标识别^[5]。本文对树木遮挡场景下的成像激光雷达数据进行分析,综合图像处理、数据拼接和高度直方图方法提出了一种应用激光雷达三维数据进行目标识别的算法,实现了对多种车辆目标的有效识别。

2 场景数据分类

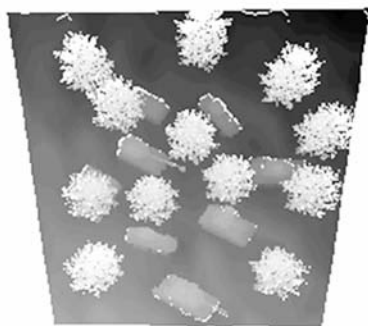
成像激光雷达通过扫描机构获取探测器到场景中扫描点的距离值和相应的扫描角度信息,应用这些数据可以得到“距离图”和“三维点图”^[3]。“距离图”提供了扫描角度对应的距离值,“三维点图”提供了对应点在设定参考系中的坐标值。结合两种表达方式的优点,本文应用“高度分布图”对激光雷达数据进行描述:图像横纵坐标为相应的扫描角度,其灰度级反映了扫描点高度值。高度分布图更好地体现了场景中地物的差别,便于应用图像处理方法进行分析,且可以作为数据的标记矩阵便于对数据进行选取。图1为场景数据的3种表示方式,设定场景具体分为树木、车辆和地面3个部分,在某些视角下车辆部分被树木遮挡,高度分布图更直观地反映了各个部分间的差异。

由于地面部分和车辆内部一般为缓变区域,梯度值较小,树木和车辆与地面相接的部分出现明显的跃变,梯度值较大。本文利用形态学梯度



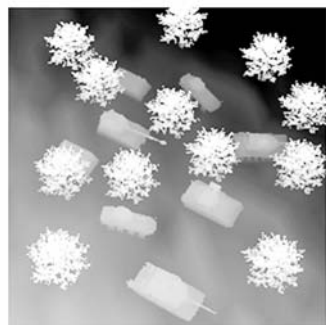
(a) 距离图

(a) Range image



(b) 三维点图

(b) Point cloud image



(c) 高度分布图

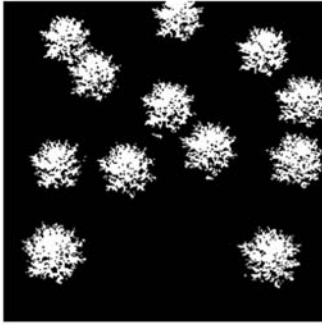
(c) Height distribution image

图1 Ladar 图像

Fig. 1 Ladar images

能够较好地保持区域边缘连续性的优点,对场景的“高度分布图”进行处理,实现了3种数据的分离。首先选取较小的结构元素进行形态学顶帽变换和二值化操作,实现灰度级较高的树木部分TreeParts的提取,如图2(a)所示;并应用灰度腐蚀、形态学边缘及边缘内部填充操作得到位于中

间灰度级的车辆区域预估计 PreTargetParts; 取 TreeParts 和 PreTargetParts 并集, 并从 PreTargetParts 减去此并集得到车辆区域 TargetParts, 如图 2(b) 所示; 剩下部分即为地面区域 GroundParts, 如图 2(c) 所示。这 3 个区域互相分离, 分别代表场景每一部分的分布范围, 可作为标记矩阵, 实现激光雷达数据的分类。



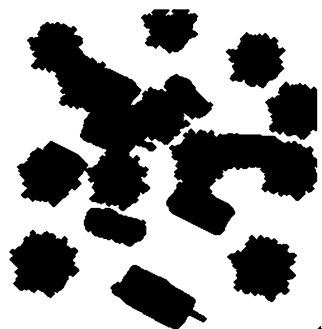
(a) 树木

(a) Trees



(b) 军事车辆

(b) Military targets



(c) 地面

(c) Ground

图 2 Ladar 数据分类

Fig. 2 Data classification

3 多视角激光雷达数据拼接

3.1 数据拼接流程

成像激光雷达对于空间场景的描述取决于场景中某点位置是否与传感器满足“通视”条件。由于场景中不同地物之间的遮挡和目标自身遮挡, 使得在某个特定视角激光雷达传感器只能获得部分场景信息。为了达到对整个场景更加全面的描述, 可以应用数据拼接技术将不同视角的图像变换到同一空间坐标下, 避免由于遮挡而引起的空间数据缺失。

由于多元面阵激光雷达探测器和高速扫描机构的应用, 可以认为每一帧激光雷达图像是在传感器静止或运动可以忽略的条件下获得的。应用高精度的姿态测量系统(GPS/INS/IMU)能准确测量出载体运动参数, 并进行运动补偿, 得到更加合理的帧间相对位置信息^[5]。但是这些测量单元体积通常较大且成本昂贵, 不便应用于小型的战术无人侦察机或其它的战场侦察系统。本文根据激光雷达数据自身属性, 利用不同图像帧之间的内在相关性采用“由粗到精”的工作流程(图 3 所示)求出帧间的相对变换参数, 实现多视角激光雷达数据拼接。

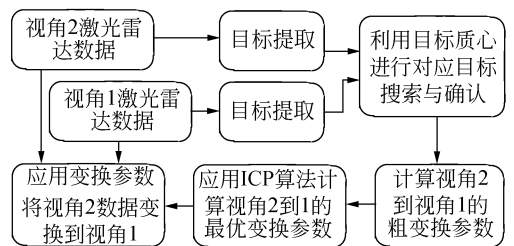


图 3 两视角激光雷达数据拼接流程

Fig. 3 Flow chart of Ladar data mosaic from two views

3.2 不同视角数据变换参数计算

对每个视角下提取的目标点集统计得到单个目标的质心点。设目标有 n 个数据点, 其质心点为:

$$m = (x_{mc}, y_{mc}, z_{mc}) = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n y_i, \sum_{i=1}^n z_i \right). \quad (1)$$

根据目标质心点之间欧氏距离的平移、旋转

不变性可进行对应目标的搜索与确认,继而推导出两个视角间目标的初步对应关系。

设两视角内提取出的目标质心点集分别为 $\{A|a_i, i=1, 2, \dots, s\}$ 和 $\{B|b_i, i=1, 2, \dots, t\}$, 场景内任意两目标质心 $O_i(x, y, z)$ 和 $O_j(x, y, z)$ 间的欧氏距离 d_{ij} 定义为公式(2), 则分别位于两视角内的对应质心点间的欧氏距离 d_{ij}^1 和 d_{ij}^2 的差值 Δd_{ij} 近似为 0

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (2)$$

$$\Delta d_{ij} = |d_{ij}^1 - d_{ij}^2| = 0$$

在 $\{A\}$ 和 $\{B\}$ 内搜索, 得到一一对应的点集 $\{P^c|P_i^c \in A\}$ 和 $\{Q^c|q_i^c \in B\}$, $i=1, 2, \dots, n$, 从而得到 n 组匹配点对。由于两个视角数据间的空间变换可以视为刚体变换, 因而匹配点对的坐标转换关系 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} 应该使下面的目标函数最小

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \sum_{i=1}^n \|p_i^c - (\mathbf{R}_k q_i^c + \mathbf{T}_k)\|^2 = d^k \quad (3)$$

其中 \mathbf{R} 为 3×3 的旋转矩阵, \mathbf{T} 为 3×1 平移向量, 将得到的对应质心点集代入上述方程, 应用 SVD 矩阵分解算法^[6] 求出 $\{\mathbf{R}_0, \mathbf{T}_0\}$ 作为两视角数据的初始坐标变换矩阵。

随后, 应用 ICP 算法以数据间欧式距离最小化作为最优匹配准则, 对两个视角的部分场景 3 维数据不断进行迭代匹配运算^[7], 具体步骤如下:

(1) 根据初始坐标转换关系 $\{\mathbf{R}_0, \mathbf{T}_0\}$ 对两视角内对应目标部分的数据点集 $\{P|p_i, i=1, 2, \dots, s\}$ 和 $\{Q|q_i, i=1, 2, \dots, s\}$ 中的一组进行变换, 例如对后者进行变换得到 $\{Q^k|q_i^k, i=1, 2, \dots, s\}$, 并应用(3)式求出变换后两点集之间的距离 d^k 。

(2) 在 $\{P\}$ 和 $\{Q^k\}$ 的重叠区域内, 对于 $\{P\}$ 的每一个点, 寻找它在 $\{Q^k\}$ 中的最近点, 作为匹配点对, 得到 s_k 组匹配点对, 并用四元数算法^[7] 计算出变换参数 $\{\mathbf{R}_k, \mathbf{T}_k\}$ 。

(3) 利用 $\{\mathbf{R}_k, \mathbf{T}_k\}$ 对 $\{Q^k\}$ 变换得到 $\{Q^{k+1}\}$, 并计算出 $\{P\}$ 和 $\{Q^{k+1}\}$ 之间的距离 d^{k+1} 。

(4) 如果 d^{k+1} 小于指定阈值则停止计算, 否则返回(2)步, 继续进行变换参数求解, 直到两点集间的距离小于指定阈值为止。

应用 ICP 算法得到的两视角数据间坐标变换矩阵是对于场景数据在全局意义下的最优解。应用求得的变换参数将相邻的多个不同视角的数据变换到其中某个数据坐标系内, 从而使各个视角的数据互相补充, 得到更加全面的场景描述。

4 三维场景数据处理

4.1 地面拟合

综合多个视角下获取的地面数据, 应用曲面拟合方法进行地面模型估计。通常情况下, 缓变的地面具有一定程度的曲率和形变, 可以应用 6 参数的二次曲面模型进行拟合, 如式(4)所示:

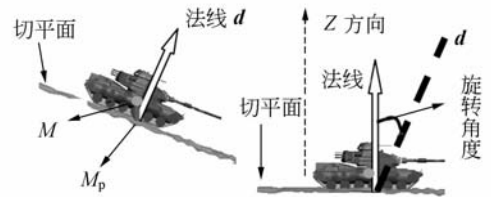
$$S \equiv ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f = z \quad (4)$$

通常获取的地面部分数据点较多, 相对于 6 参数模型来说得到的为式(5)所示的超定方程。由于对地面部分的观测数据无法避免外部目标和噪声的干扰, 可将分离出的地面数据点集应用最小中值平方法进行处理后代入式(5), 求出此模型的 6 个参数 (a, b, c, d, e, f) , 从而得到最佳地面拟合方程 S 。

$$\begin{pmatrix} x_1^2 & y_1^2 & x_1 y_1 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^2 & y_n^2 & x_n y_n & x_n & y_n & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \\ f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_n \end{pmatrix} \quad (5)$$

4.2 目标姿态估计与调整

根据多个视角下目标区域的标记矩阵得到每个目标的点集, 表示为: $O = \{p_i\} = \{(x_i, y_i, z_i), i=1, 2, \dots, n\}$, 利用估计的地面方程, 推导出目标的姿态信息并进行姿态调整^[8] 得到目标的顶视图, 具体步骤如下:



(a) 初始 (b) 调整后
(a) Initial (b) Adjusted

图4 目标姿态调整示意图

Fig. 4 Schematic of target pose adjustment

(1) 计算目标质心投影点。对于每一个目标点集, 利用公式(1)求出目标质心 M , 将其坐标代入地面拟合方程(6)中求出其在平面 S 上投影点 $M_p = (x_{mc}, y_{mc}, z_{pnc})$, 如图 4(a) 所示。

$$z_{pmc} = ax_{mc}^2 + by_{mc}^2 + cx_{mc}y_{mc} + dx_{mc} + ey_{mc} + f. \quad (6)$$

(2) 计算 M_p 处姿态变换矩阵。应用(7)式计算地面在 M_p 点的法线方向,用基向量法将目标点集变换到与目标基平面(目标底部平面)平行的方向。

$$\mathbf{d} = \nabla S_{M_p} = \left(\frac{\partial S}{\partial x}, \frac{\partial S}{\partial y}, \frac{\partial S}{\partial z} \right)_{M_p}. \quad (7)$$

基向量 $\mathbf{B} = (\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3)$, 通过以下步骤得到:

$$\mathbf{e}_1 = (e_1^x, e_1^y, e_1^z) = \left(1, 0, \frac{\partial S}{\partial x_{M_p}} \right), \quad (8)$$

$$\mathbf{e}_2 = (e_2^x, e_2^y, e_2^z) = \left(0, 1, \frac{\partial S}{\partial y_{M_p}} \right), \quad (9)$$

$$\mathbf{e}_3 = (e_3^x, e_3^y, e_3^z) = \mathbf{e}_1 \times \mathbf{e}_2 \parallel \mathbf{d}. \quad (10)$$

将基向量正交化和归一化得旋转矩阵 \mathbf{R} :

$$\mathbf{R} = (\mathbf{e}_1', \mathbf{e}_2', \mathbf{e}_3'). \quad (11)$$

(3) 以目标质心为中心,将点集归一化为 O_c , 应用旋转矩阵 \mathbf{R} , 得到目标姿态调整后的点集 O_a 。这里假定目标的基平面为与 XY 面平行的平面,从 Z 轴方向对 O_a 进行观察,将观察目标的视角归一化为顶视观察。

$$O_c = \{(x_i, y_i, z_i)\} - (x_{mc}, y_{mc}, z_{mc}) = \{(x_i^c, y_i^c, z_i^c)\}$$

$$O_a = O_c \cdot \mathbf{R}^{-1} = \{(x_i^c, y_i^c, z_i^c)\} \cdot \mathbf{R}^{-1} = \{(x_i^a, y_i^a, z_i^a)\}. \quad (12)$$

5 目标识别

5.1 高度直方图定义

将目标点集高度分布范围等间隔量化为高度级,统计落于各个高度级内点的个数即得到目标的高度直方图。各种姿态下的目标通过顶视角归一化,目标的空间分布转换为相对于目标底部平面的高度分布,从而可以应用高度直方图进行目标识别。

传感器得到的目标数据空间分布并不均匀,实际情况下,由于传感器观测距离的不同和观测视角的限制会引起采集数据空间分布差异的进一步增加,直接对原始数据进行统计无法对目标进行合理描述。本文对这些数据进行等间隔的空间重采样处理,保证了目标高度直方图的相对稳定。为了便于操作,将不同的高度级用相应的灰度级表示,从而目标的高度分布对应为图像的灰度分布。对包含目标的区域应用双线性插值法进行缺失数据的填充,然后应用灰度直方图统计得到对应的目标高度直方图。由于各个目标的高度分布

范围不一致,这里根据目标的高度设定考察的高度范围。为了避免测量误差和各种噪声干扰,需要根据实际条件采用合理的量化等级实现目标的高度级量化。

5.2 直方图匹配进行目标识别

为了使匹配算法计算简便且具有更好的适应性,本文利用互功率谱相位信息将目标直方图曲线同存储模型的直方图曲线进行相位相关计算。

设模型的直方图曲线为 $f_1(z)$, 场景中目标的直方图曲线为 $f_2(z)$, 垂直位置平移为 a , 可以得到:

$$f_2(z) = f_1(z-a), \quad F_2(s) = F_1(s)e^{-jsa}, \quad (13)$$

其中, $F_i(s)$ 为相应的功率谱,将 $F_2^*(s)$ 记为 $F_2(s)$ 共轭功率谱,从而两曲线互功率谱为:

$$\frac{F_1(s)F_2^*(s)}{|F_1(s)F_2^*(s)|} = e^{jsa}. \quad (14)$$

若目标直方图曲线同模型直方图曲线相关度高,对式(14)右边进行傅里叶逆变换得到 a 处的一个单位脉冲,否则将会是一片噪声。相位相关法由于考察频域信息,对于部分数据缺失的情况仍具有很好的相关判断能力。可见此方法具有平移不变性,且高度直方图对于高度维数据的度量本身具有旋转不变性,再加上对空间数据的等间隔重采样保证了比例不变性。因而,应用高度直方图可以很好地解决视角归一化为顶视情况下的激光雷达数据的目标识别问题。

6 实验分析

文中的激光雷达图像是将车辆目标的高精度 3DMax 模型、模拟生成的树木模型和起伏地面模型导入成像激光雷达模拟软件^[9]获得的。

对于传感器获取的真实激光雷达图像,会受到光子噪声、电子系统噪声、扫描和系统测量误差等因素的影响而引起图像退化,一般应用空间滤波和多次重复测量的方法进行降噪。这里应用 5×5 的中值滤波器进行去噪处理,得图 1 所示场景的另两个视角下的高度分布图像。

在单一视角下均有某些车辆部分被树木遮挡,只利用单一视角的数据较难获得对所有车辆的全面描述。将 3 个场景的数据按照本文的方法进行数据拼接:首先通过目标提取算法,对每一个视角的数据进行预分割,得到相应视角下树木部

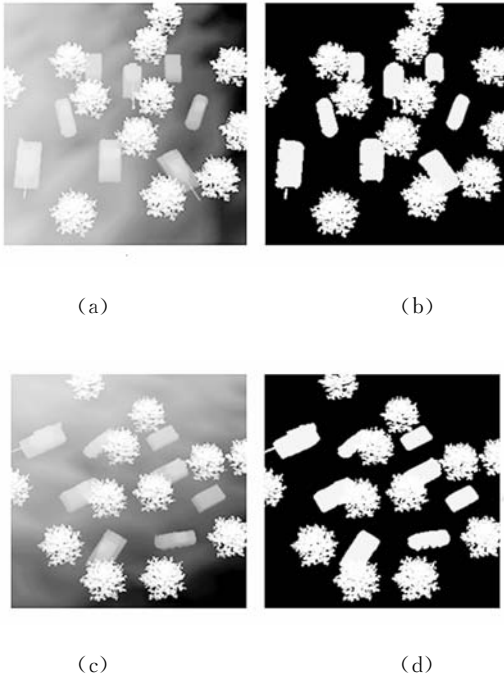


图 5 (a)和(c)为不同视角获取的图像,(b)和(d)为相应的分类标记矩阵

Fig. 5 (a) and (c) are different view images, (b) and (d) are corresponding classification label matrices

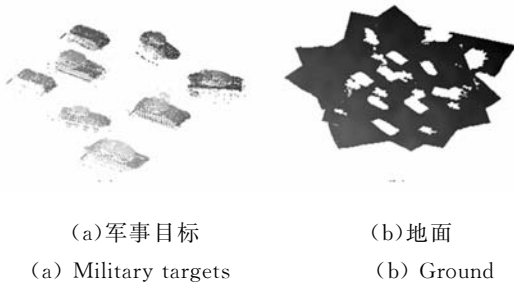


图 6 多视角数据拼接

Fig. 6 Multi-view data mosaic

分、车辆目标部分和地面部分的标记矩阵。如图 5 所示,黑色表示地面,灰色表示车辆,白色表示树木;利用车辆质心点的欧式距离不变性得到不同视角数据间变换矩阵的初步估计,然后应用 ICP 算法对场景数据的车辆和地面部分分别进行数据拼接,如图 6 所示。

在实验设定的树木遮挡条件下,采用上述方法操作,目标提取部分占目标总面积均在 90% 以上。将变换后的目标数据点在空间上进行量化和重采样,水平方向将 10 m×10 m 等间隔量化

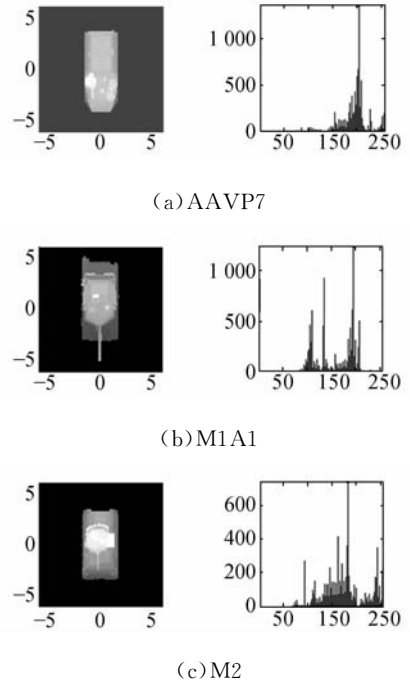


图 7 目标顶视图及相应高度直方图

Fig. 7 Target top views and height histograms

为 128 pixel×128 pixel 的图像,高度方向将 3.5 m 等间隔量化为 256 个等级。如图 7 所示,以 M109、M60、M1A1 3 种车辆模型为例,分别进行高度直方图统计。对于目标内部缺失的数据通过双线性插值法进行填充后再统计。

地面数据按照 6 参数的二次曲面模型进行拟合得到拟合方程,求出每个目标质心处相应的法线方向,并将目标姿态进行调整,将观察目标的视角归一化为顶视观察,如图 8 所示。

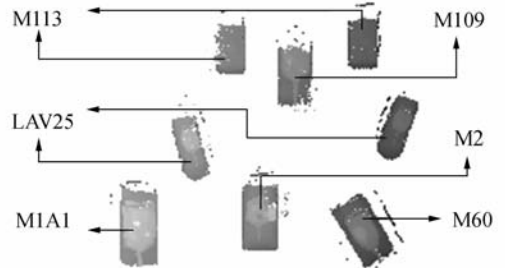


图 8 目标顶视图及识别结果

Fig. 8 Target top-view figures and recognition results

应用高度直方图匹配技术进行目标识别,实验获取的车辆高度直方图与同类模型数据有较好的相关性,与相异类别相关性很小。将图 8 中目标数据逐一进行相关测试,得到车辆种类为两辆

M113、两辆 LAV25 和 M109、M60、M1A1、M2 各一辆。通过设定不同的测试场景,目标识别率高于 99%。

7 结 论

本文针对复杂背景下利用二维传感器的传统目标识别算法的不足,提出了应用三维激光雷达数据进行自动目标识别的方法,并依次介绍了场

景数据分类、多视角数据拼接、利用测量数据进行目标姿态调整和基于高度直方图的目标识别等方法的操作步骤。对模拟生成的复杂场景下的目标提取和识别实验结果表明:目标提取部分占目标总面积的 90% 以上,对目标的识别率高于 99%。本文利用空间三维信息的优势,为复杂场景中的目标探测和识别提供了较好的解决思路。

参考文献:

- [1] 林玉池,崔彦平,黄银国. 复杂背景下边缘提取与目标识别方法研究[J]. 光学 精密工程, 2006,14(3): 509-511.
LIN Y CH, CUI Y P, HUANG Y G. Study on edge detection and target recognition in complex background [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14 (3):509-511. (in Chinese)
- [2] 杨昕梅,吴钦章,周进. 仿射不变的运动目标识别方法[J]. 光学 精密工程, 2007,15(7):1112-1114.
YANG X M, WU Q ZH, ZHOU J. Method of motion object recognition based on affine invariant [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(7):1112-1114. (in Chinese)
- [3] 杨照华,祁振强,房建成. 空中目标的免疫识别算法[J]. 光学 精密工程, 2006,14(5):922-924.
YANG ZH H, QI ZH Q, FANG J CH. Immune recognition algorithm and its application to air target detection and recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(5):922-924. (in Chinese)
- [4] JAMES A R. Aided and automatic target recognition based upon sensory inputs from image forming systems[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997,19(9):1004-1019.
- [5] MARIUS A A, BRIAN F A. Three-dimensional imaging laser radars with geiger-mode avalanche photodiode arrays [J]. *Lincoln Laboratory Journal*, 2002,13(2):351-371.
- [6] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987,9(5):698-700.
- [7] HORN B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions [J]. *J. Opt. Soc. Am.*, 1987, A(4):629-642.
- [8] RAMON L F. Target detection in ladar data using robust statistics[J]. *SPIE*, 2005, 5988, 59880J:1-11.
- [9] 马超杰,孙晓泉,李晓霞. 基于激光成像雷达制导系统的仿真设计[J]. 红外激光工程, 2005,34(6): 655-659.
MA CH J, SUN X Q, LI X X. Simulation designing of imaging laser radar guidance system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2005, 34 (6): 655-659. (in Chinese)

作者简介:



马超杰(1981—),男,河北邯郸人,博士研究生,主要从事图像处理、模式识别、光电工程等方面的研究。E-mail: coolwinterman@163.com



杨华(1969—),男,湖南沅江人,博士,教授,主要从事光电工程方面的研究。E-mail: yanghuaeei@163.com



李晓霞(1969—),女,陕西宝鸡人,博士,教授,主要从事光电工程、新功能材料方面的研究。E-mail: lixiaoxiahong@eyou.com



黄超超(1979—),男,安徽无为,人,博士,主要从事模式识别、光电工程等方面的研究。E-mail: jiuding@vip.sohu.net



吴丹(1981—),男,安徽无为,人,博士研究生,主要从事光学模式识别的研究。E-mail: ironkite1801@163.com

● 下期预告

BP 神经网络在多位置捷联寻北系统中的应用

沈铨武¹,王志乾¹,刘畅¹,孙志远¹,李建荣^{1,2}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院,北京 100039)

为了精确拟合多位置捷联寻北系统采集的数据的曲线,计算陀螺初始位置和真北方向的夹角,简要介绍了多位置捷联寻北系统的工作原理,推导了寻北测量的数学模型,并分析了影响测量精度的因素,分别采用了最小二乘法 and BP 神经网络法,对两种方法的拟合精度和最终计算得到的寻北结果进行了比较。实验结果表明:与最小二乘法相比,BP 神经网络拟合精度较高,拟合残差和较小,达到 0.06 位,残差的均方差达到 34.45 位,在计算相位角时,多次寻北结果的均值基本一致,但均方差明显由于最小二乘法,达到 8"。满足寻北系统对数据拟合精度的要求。