

基于雷达和图像融合的 3D 车辆定位与识别

陈 莹, 韩崇昭

(西安交通大学综合自动化研究所, 陕西西安 710049)

摘 要: 本文针对三维车辆的定位和识别问题, 提出了一种融合雷达和图像信息的新方法. 结合雷达的滤波信息和图像的灰度信息建立视觉窗口, 确定车辆的平移参数, 并缩小了图像处理区域, 降低了环境噪声. 以改进的 Hausdorff 距离为依据建立目标的姿态评价函数, 通过全局寻优确定车辆的旋转参数, 降低了计算损耗, 避免了噪声点对模型匹配的影响. 车辆识别以定位技术为基础, 各模型在最优姿态下的评价函数值决定了车辆的类型. 三维仿真场景实验证明, 该方法能有效地实现车辆的定位与识别.

关键词: 多传感融合; 目标定位; 目标识别; 三维模型

中图分类号: TP391. 41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 06-1105-04

New 3D Vehicle Location and Recognition Method Fusing Radar and Image

CHEN Ying, HAN Chong zhao

(Institution of Synthetic Automation, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China)

Abstract: A new three dimensional (3D) vehicle location and recognition method based on radar and image fusion is proposed. A vision window, which is obtained by fusing radar filtered information and image intensity information, is employed to determine the translation parameters of vehicle location and to reduce the image processing area and the environmental noises. The pose evaluation function, whose optimum solution determines the rotation parameter, is established based on improved Hausdorff distance, and by this means the computational efficiency and the matching precision are improved. The vehicle recognition is based on location technology, where the vehicle type is determined by the evaluation value of each model at its optimum pose. Experiments on 3D simulation scenario confirm that the proposed fusion method can effectively realize vehicle location and recognition.

Key words: multi-sensor fusion; target location; target recognition; 3D model

1 引言

车辆的定位与识别是智能交通的首要环节. 相对于二维的方法, 基于三维模型的方法由于引入了目标物体的三维先验知识, 因此更具鲁棒性和准确性. 传统的三维方法需要从二维图像中提取特征, 然后与对应的三维模型特征作匹配^[1, 2]. 由于特征提取与匹配过程对遮挡、光照、噪声敏感, 且时间损耗大, 因此难以满足实际应用的需要^[3].

本文提出一种以三维模型技术为基础, 结合多传感信息的车辆定位与识别方法. 融合雷达滤波和图像灰度建立自适应视觉窗口, 既缩小了图像处理的工作范围, 又修正了雷达滤波的位置误差; 根据车辆外形的特殊性, 在窗口范围内采用简便可行的轮廓提取算法, 再采用改进的 Hausdorff 距离 (MHD, Modified Hausdorff Distance) 建立姿态评价函数, 既降低了计算损耗, 又避免了远离边界的噪声点对模型匹配的影响; 最后, 通过计算各模型投影与目标图像的匹配函数值实现车辆识别.

2 系统描述

采用如图 1 所示的融合框架. 系统通过雷达量测估计车辆的初始位置, 然后由图像分析技术, 建立中心位于目标形心, 尺寸适合目标大小的视觉跟踪窗口, 既修正了初始的位置估计, 确定了车辆的平移参数, 又减少了后续图像处理区域, 降低了环境噪声. 然后在窗口范围内提取目标轮廓, 采用带权值的 Hausdorff 距离建立以旋转参数为变量的姿态评价函数, 通过模拟退火算法 (SA, Simulated Annealing) 寻求全局最优解.

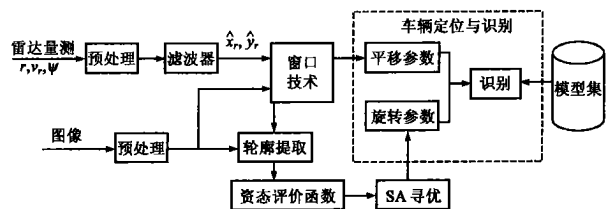


图 1 融合框架

收稿日期: 2004-05-19; 修回日期: 2004-11-29

基金项目: 国家重点基础研究发展规划 (973 计划) 项目 (No. 2001CB309403)

得到车辆的旋转参数. 识别工作建立在定位技术的基础上, 模型集中各模型在最优姿态下的评价函数值决定了车辆的类型.

3 车辆的定位

在 GPC (Ground Plane Constraint) 条件下^[1], 车辆的运动被限制在地平面上, 其自由度从 6 降到 3, 即车辆在地平面的位移 (x, y) 以及绕垂直 GP 的轴的旋转 θ .

3.1 获取位移参数

目标的初始位移估计通过雷达滤波获得. 为满足路面车辆的机动特性, 采用“Bicycle”动力学模型^[4]对车辆的运动进行描述. 该模型采用 5 维向量 $(x_r, y_r, v, \theta, \varphi)$ 描述车辆的运动状态. 前方车辆与主车之间的相对运动方程为:

$$\begin{cases} \dot{x}_r = v \cdot \cos\theta - v_h \cdot \cos\theta_h \\ \dot{y}_r = v \cdot \sin\theta - v_h \cdot \sin\theta_h \\ \dot{v} = a \\ \dot{\theta} = \frac{v \cdot \tan\varphi}{B} \\ \dot{\varphi} = b \end{cases} \quad (1)$$

式中: B 为车辆的轴距, a, b 为控制参数, x_r, y_r 分别为车辆在坐标轴上的距离, v 为前方车辆的速度, θ 是前方车辆方向角, φ 为前方车辆的前轮转向角; v_h 和 θ_h 分别为主车的速度和方向角.

将式(1)离散化, 采样间隔为 T , 则在时刻 k , 状态变量定义为 $\mathbf{x}(k) = [x_r(k), y_r(k), v(k), \theta(k), \varphi(k)]^T$, 控制向量定义为 $\mathbf{u}(k) = [a(k), b(k)]^T$, 且满足

$$a(k) = \bar{a}(k)(1 + \delta_p) + \delta_a, b(k) = \bar{b}(k)(1 + \delta_s) + \delta_b \quad (2)$$

式中: δ_a, δ_b 为干扰噪声, δ_p, δ_s 为相乘噪声, 反映了当车辆的速度和转向角发生变化时, 车辆行为不确定性的增加. $\delta_a, \delta_b, \delta_p, \delta_s$ 都是均值为零, 协方差已知的白色序列.

毫米波雷达能在任何天气条件下, 测得目标的距离 r , 接近速度 v_r 和视线路角 Ψ . 则在时刻 k , 量测方程记为

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(k, \mathbf{x}(k)) + \mathbf{w}(k) \quad (3)$$

式中:

$$\mathbf{h}(k, \mathbf{x}(k)) = \begin{bmatrix} r(k) = \left[x_r^2(k) + y_r^2(k) \right]^{1/2} \\ v_r(k) = v(k) - v_h(k) \\ \Psi(k) = \tan^{-1} \left(\frac{y_r(k)}{x_r(k)} \right) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{w}(k) = (w_r, w_v, w_\Psi)$$

式中: 量测噪声 w_r, w_v, w_Ψ 分别为 $(0, \sigma_r^2), (0, \sigma_v^2), (0, \sigma_\Psi^2)$ 的高斯白噪声.

针对上述非线性动态系统, 采用 EKF 进行滤波^[5], 获得目标状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}(k+1)$.

对雷达的输出进行滤波处理虽可降低虚警率, 然而当车辆姿态发生突变时, 单纯依靠雷达滤波已无法实现跟踪. 另外, 由于雷达滤波所得到的车辆位置坐标并不代表车辆的中心位置, 因此难以确定图像跟踪窗口的大小. 文中采用了一种窗口跟踪法, 在雷达滤波估计和图像灰度分割的基础上, 利用目标窗口中心与目标形心的距离作为反馈量校正窗口

中心的位置^[6], 使窗口中心不断逼近目标形心. 调整方程为:

$$\mathbf{x}_c(k+1) = \mathbf{x}_c(k) + \text{int}[\hat{\mathbf{e}}(k) + (1-a)\text{sign}[\hat{\mathbf{e}}(k)]] \quad (5)$$

式中: a 为比较门限, int 为取整运算, sign 为符号运算. $\mathbf{x}_c(k) = [x_c(k), y_c(k)]^T$ 为跟踪窗口调整到第 k 步时的中心位置, $\hat{\mathbf{e}}(k) = [\hat{\epsilon}_x(k), \hat{\epsilon}_y(k)]^T = [\hat{x}_t(k) - x_c(k), \hat{y}_t(k) - y_c(k)]^T$ 为第 k 步窗口中心与目标形心之间的偏差.

窗口尺寸 (s_x, s_y) 随着窗口中心不断靠近目标形心而随之增大, 满足下式

$$\begin{aligned} s_x(k+1) &= s_x(k) + \alpha \cdot \max\{|x_c(k) - x_c(k)|, \\ s_y(k+1) &= s_y(k) + \beta \cdot \max\{|y_c(k) - y_c(k)| \end{aligned} \quad (6)$$

式中: (i, j) 为当前被研究区域目标像素. α, β 为弱化因子, 限制窗口尺寸增长速度, 通常为 0.15~0.35.

目标的边界点通常对应图像中灰度梯度的最大值. 因此, 为了确定最终窗口参数 (x_c, y_c, s_x, s_y) , 在窗口中建立函数:

$$F_W = \sum_{k=1}^n \max_{i,j \in W} (\text{Grad}_{i,j}, n) \quad (7)$$

式中: $\text{Grad}_{i,j}$ 为像素点 (i, j) 的灰度梯度值, n 为采样点数.

使 F_W 最大所对应的参数组 (x_c, y_c, s_x, s_y) , 即为最终所求. 我们把窗口范围内的图像称为 ROI (Region Of Interest) 图像, 如图 3(b) 所示, 图中大方框为背景窗, 小方框为视觉窗口, “*” 表示窗口中心.

利用视觉窗口技术对雷达滤波的修正结果, 可参见图 3(a)、(e), 其中图 3(a) 为车辆定位的初始状态, “*” 为雷达滤波的位置估计, 图 3(e) 为窗口中心三维重建后的定位结果.

3.2 获取旋转参数

旋转参数通过优化姿态评价函数获得. 文中采用 Hausdorff 距离作为模型集与车辆轮廓点集的匹配测度建立评价函数. 由于它无需建立模型和图像之间精确的点-点对应, 因此比其它匹配方法更具容错性^[7].

传统的 Hausdorff 距离依赖于一个物体和另一个物体中最不匹配点的距离, 从而对任何远离中心的噪声点非常敏感. Dubuisson 等人^[8] 研究了 24 种改进形式后, 指出 MHD 具有最好的性能. 文中采用的算法对 MHD 进行了改进, 利用目标图像中的主要点, 即轮廓点来代替所有的二值像素进行模型匹配^[9]. 设 $T = \{t_j | 1 \leq j \leq I\}$ 为从 ROI 中提取的轮廓点集, $M = \{m_i | 1 \leq i \leq L\}$ 为线框模型线段集合, 则改进的有向 MHD 定义为:

$$\begin{aligned} h_{MHD}(T, M) &= \frac{1}{\sum_{t_j \in T} \sum_{m_i \in M} w_{t_j}} \sum_{t_j \in T} w_{t_j} \cdot \min_{m_i \in M} \|t_j - m_i\| \\ &= \frac{1}{\sum_{t_j \in T} \sum_{m_i \in M} w_{t_j}} \sum_{t_j \in T} w_{t_j} \cdot \text{mind}(t_j, m_i) \end{aligned} \quad (8)$$

式中: 权值 w_{t_j} 表示了目标图像像素点 t_j 对模型匹配的重要程度, $d(t_j, m_i)$ 定义为点 t_j 到线段 m_i 的距离, 如图 2 所示, 给定点 t_j 和线段 m_i (由端点 b_1 和 b_2 确定), 则

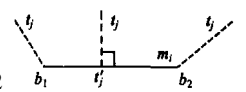


图 2 点到线段的距离

$$d(t_j, m_i) = \begin{cases} |\overline{t_j}|, & \text{若 } \overline{t_j} \cdot \overline{b_1 b_2} > 0 \\ \min_{b \in (b_1, b_2)} |t_j b|, & \text{否则} \end{cases} \quad (9)$$

要利用式(8)进行模型匹配, 我们首先要获取目标的轮廓点. 轮廓点提取方法很多^[10], 但由于耗时通常无法适应跟踪系统实时的要求. 由于我们的目标是车辆, 其外轮廓线通常由两组平行线段组成, 因此我们在对图像进行了预处理并用“Canny”算子提取边界后, 采用如下方法提取目标的轮廓点:

(1) 从上至下, 从左至右扫描 ROI 图像, 在集合 A, B 记下像素点为 1 的 x, y 坐标及该坐标出现次数;

(2) 分别将 A, B 中的元素按出现次数的多少从大到小排列, 并取其前 6 位, 放至集合 A', B';

(3) 再次从上至下, 从左至右扫描 ROI 图像, 若某点的 8-邻域点的坐标值满足 $x \in A'$ 或 $y \in B'$, 则认为该点为目标轮廓点.

按上述方法提取的轮廓点如图 3(c) 所示. 很显然, 车辆的最外层轮廓(对应 x, y 坐标的最大和最小值)对模型匹配的影响最大, 需对应较大的权值 w_j , 而内轮廓点所对应的权值则相对较小.

根据式(8)、(9)可知, 目标函数为复杂的非线性函数, 在搜索空间中存在多个局部极小点, 因此本文实验采用带记忆、变频率的模拟退火算法^[11]全局寻优, 结果如图 3(d) 所示.

3.3 定位实验

为验证上述方法的有效性, 利用 Vega 三维仿真实验平台中的图像进行了实验, 结果如图 3 所示.

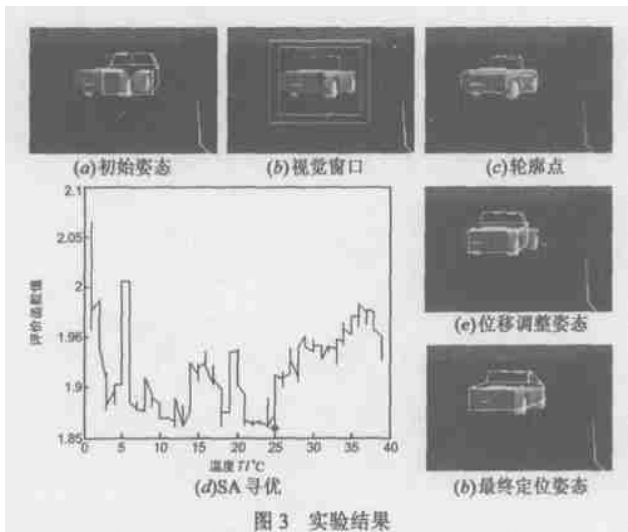


图 3 实验结果

4 车辆识别

在上述的阐述过程中, 车辆类型假定已知. 而在实际应用中, 我们不仅要获得被研究车辆的姿态, 还要确定其类型.

3 维线框模型采用了 12 个长度参数^[2], 改变不同的参数值将改变车辆的类型, 如卡车、轿车等. 系统将轮流考虑所有的可能模型, 并按照上述的定位方法计算当前模型下的最佳匹配值. 其最小值所对应的模型决定了车辆的类型.

如表 1 所示为改变模型参数而得到的几种线框模型、它们的最优匹配姿态以及在最优姿态下的评价函数值.

表 1 不同模型的对比

	线框模型	匹配姿态	函数值
模型 1			1.398
模型 2			1.839
模型 3			2.014

根据表 1 判断, 场景中的车辆为模型 1 所对应的车辆类型, 即小货车, 与实际相符合, 证明了该识别方法的有效性. 但同时指出, 该方法对前方车辆的识别比较粗糙, 在识别形体差别不大的车辆时会发生误识别现象.

5 结论

车辆的定位与识别是实现智能交通系统的首要环节. 本文所提出的方法, 融合了雷达滤波与基于三维模型的目标定位和识别技术, 具有以下几个特点:

(1) 以雷达滤波的估计值为基础, 根据图像灰度逐步调节视觉跟踪窗口的位置和大小, 缩小了图像处理范围, 降低了环境噪声对目标特征的影响, 同时修正了雷达滤波的位置误差, 确定模型的位移参数;

(2) 利用车辆外形的特殊性, 在窗口区域内采用简便而有效的轮廓点提取方法, 并根据实验或经验设置各点权值, 权值大小表明了该点对定位和识别结果的影响程度;

(3) 采用改进的 Hausdorff 距离建立三维模型投影与图像中车辆轮廓点的匹配函数, 避免建立模型与图像的点对点, 且改进算法降低了远离边界的噪声点对匹配的影响;

(4) 通过计算不同模型与目标轮廓的匹配值识别车辆类型. 识别系统能对车辆类型作大致的识别, 但在目标形体差别不大时可能出现误识别, 可在今后的工作中作进一步改进和细化.

参考文献:

[1] TAN T N, SULLIVAN G D, BAKER K D. Model-based localization and recognition of road vehicle[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 27(1): 5- 25.

[2] KOLLER D, DANILIDIS K, NAGEL H H. Model-based object tracking in monocular image sequences of road traffic scenes[J]. International Journal of Computer Vision, 1993, (10): 257- 281.

[3] TAN T N, SULLIVAN G D, BAKER K D. Efficient image gradient-based vehicle localization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(8): 1343- 1356.

[4] ALEXANDER J C, MADDOCKS J H. On the kinematics of wheeled mobile robots. International Journal of Robotics Research, 1989, 8(5): 15- 27.

- [5] SHALOM Y B, LI X R, KIRU BARAJAN T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software[M]. New York: Wiley Interscience publication, 2001. 371- 394.
- [6] 李智勇. 动态图像分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999. 166 - 187.
- [7] HUTTENLOCHER D P, KLANDERMAN G A, RUCKLIDGE W J. Comparing images using the Hausdorff distance[J]. IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(9): 850- 863.
- [8] DUBUISSON M P, JAIN A K. A modified Hausdorff distance for object matching[A]. Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition[C]. Los Alamitos, Calif, USA: IEEE Computer Society Press, 1994. 566- 568.
- [9] GAO Y. Efficiently comparing face images using a modified Hausdorff distance[J]. IEE Proceedings of Vision, Image and Signal Processing, 2003, 150(6): 346- 350.
- [10] HEATH M D, SARKAR S, SANOCKIT, et al. Comparison of edge detectors: a methodology and initial study[J]. Computer Vision Image Understanding, 1998, 69(1): 38- 54.
- [11] 康立山, 谢云, 尤矢勇, 等. 非数值并行算法——模拟退火算法

[M]. 北京: 科学出版社, 1994. 25- 150.

作者简介:



陈莹女, 1976年11月生于浙江省丽水市, 西安交通大学博士研究生, 主要研究方向为智能交通系统、多传感信息融合. Email: chenying@mailst.xjtu.edu.cn



韩崇昭男, 1943年2月生于陕西省乾县, 西安交通大学博士生导师, 主要研究领域是随机控制与自适应控制, 工业过程控制与优化, 非线性频谱分析, 遥感处理以及决策理论与决策支持系统等, 近年来主要从事信息融合理论研究.