

微波雷达与摄像头数据融合技术在车辆主动安全系统的应用

刘洋, 朱晓华, 徐维庆

泛亚汽车技术中心有限公司

【摘要】 针对目前 ADAS 系统存在的两个方面的缺陷: 较高概率的错误报警或刹车, 横向移动目标识别不及时造成报警或刹车过晚, 本文在系统分析了微波雷达和摄像头两个特定传感器的物理性能指标的基础上, 提出了基于公路交通环境的由传感器、数据融合处理和车辆运动控制三个模块组成的 ADAS 系统数据融合结构模型, 构建了由传感器原始数据融合、数据关联和归组、目标轨迹预测的三级数据融合处理体系, 给出了数据融合的具体算法, 仿真分析结果初步验证了模型和算法的有效性。

【关键词】 ADAS 系统, 主动安全, 数据融合, 算法

The Application of Microwave Radar and Camera Data Fusion Technique on Active Safety System of Vehicle

Liu Yang, Zhu Xiaohua, Xu Weiqing

Pan Asia Technical Automotive Center Co., Ltd.

Abstract: The current ADAS is suffering from two aspects on system performance: high rate on false alarm and false brake, late alarm and brake due to late target detection; however, the combination of microwave radar and camera can improve the ADAS performance for ground traffic. The ADAS data process and algorithm structure is composed by 3 function blocks, divided as sensor level, fusion level and vehicle motion control level. The fusion level block is then further developed and realized by a 3-level hierarchical data fusion algorithm including original sensor data fusion, data correlating and grouping, and target track forecast. The concrete fusion scheme is provided along with simulation result, which initially proved the efficiency and validity of the fusion modeling and algorithm.

Key words: ADAS, active safety, data fusion, algorithm

引言

传统的车辆安全性功能配置, 例如制动防抱死系统 (ABS), 电子制动力分配系统 (EBD), 牵引力控制系统 (TCS), 安全气囊 (SRS) 等已经被广泛地应用于国内外各级车辆产品中, 并逐渐成为高端品牌汽车的标准配置。然而, 这些功能大多是在危险发生时或已经发生后才启动并介入以保证车体或车内乘客的安全, 而由于这些安全功能的启动或介入时间相对较晚, 事故最终造成的损失依然较大或不能完全避免事故发生。为弥补传统车辆安全功能的不足, 工业界近年兴起的隶属于先进驾驶辅助系统 (ADAS) 中的主动安全功能得到了较快的发展与较大的进步。该功能旨在通过安装于车身周遭的各类型传感器收集道路交通状况, 在危险或事故发生前分析并判断是否提示驾驶员改变当前车辆运动或自主改变当前车辆运动, 以避免事故的发生或将事故可能造成的损失降至最低。

常见的 ADAS 系统传感器与功能模块包括工作在 K 波段或 W 波段的微波雷达、带图像处理功能的摄像头、激光雷达和超声波雷达等, 用来实现防碰撞预警或制动功能 (FCW/AEB)、车道偏离预警或保持功能 (LDW/LKA)、盲区检测 (BSD) 和变道辅助 (LCA) 等先进驾驶辅助功能。由于 ADAS 系统需要实时侦测大范围的目标状态, 这对传感器的侦测范围, 工作条件与计算速度等性能指标提出了较高要求。同时, 在不遗漏障碍物侦测 (False Negative) 的情况

下, 还要求尽量减少错误的侦测 (False Positive)。

微波雷达与带图像处理功能的摄像头是常见的 ADAS 系统传感器配置, 一般用来分别实现防碰撞预警或制动功能 (FCW/AEB) 与车道偏离预警或保持功能 (LDW/LKA) 两个功能。但是在工程实际应用过程中, 部分数据揭示单独依靠微波雷达实现 FCW 或者 AEB 会有较高概率产生不必要的报警或制动 (False Positive), 这个缺陷在有高速运行车辆存在下的道路环境中会对车辆及乘客造成极其严重的危害。此外, 对于突然切入本车道的车辆目标, 仅配备有微波雷达的 ADAS 系统由于雷达传感器侦测范围较窄同时对于横向移动障碍物侦测能力有限, 导致无法及时发现此横向移动目标造成报警或制动过晚, 因而难以提供有效帮助。

针对目前 ADAS 系统存在的上述两个方面的缺陷, 本文在系统分析微波雷达和摄像头这两个特定传感器的物理性能指标的基础上, 建立由传感器、数据融合处理和车辆运动控制三部分构成的 ADAS 系统数据融合结构模型, 并进一步设计由传感器原始数据融合、数据关联和归组、目标轨迹预测组成的三级数据融合处理体系及数据处理算法, 最后通过仿真分析验证模型和算法的有效性, 以辅助车辆系统做出更为及时和准确的决策。

1 ADAS 系统的数据融合结构模型

数据融合技术是指利用计算机或嵌入式系统 (SoC) 对按时序获得的若干观测信息, 在一定准则下加以自动分析、综合, 以完成所需的决策和评估任务而进行的信息处理技

术。数据融合技术早先被应用于机场飞行器侦测与控制,旨在让多个独立雷达侦测来往飞机时对某一个目标获得更准确的判断:两个独立的雷达分别获得的飞机轨迹是否来源于同一架飞机。由于特异沿路障碍物的存在与时刻变化的车流和行人,相比于机场上空附近的交通环境,道路的交通环境更加复杂和多变。在单独传感器自身存在固有缺陷与道路交通环境复杂多变的矛盾情况下,原有的数据融合技术亟待发展与完善,使之贴合于当前道路环境并能实际应用。图1给出了基于公共道路交通环境的ADAS系统数据融合三级结构模型。

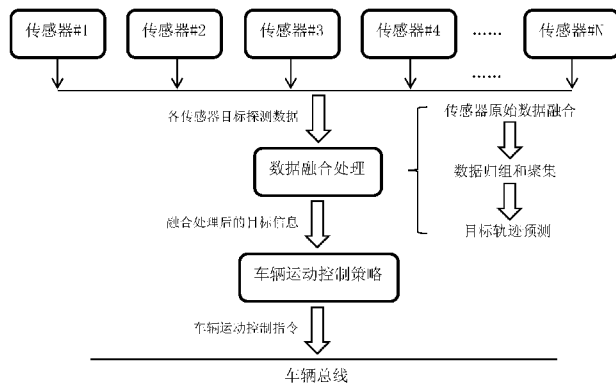


图1 ADAS系统数据融合三级结构模型

ADAS系统数据融合三级结构模型在策略属性上分别由传感器、数据融合处理和车辆运动控制三个功能模块组成。传感器功能块由若干微波雷达和摄像头所构成,来自各传感器的探测数据一般由各个探测目标物的特定变量组成,包括但并不限于该目标物与车辆的直线距离、角度、目标物纵向与横向速度、目标物纵向与横向加速度等轨迹参数,这些附属于一个目标的各轨迹参数信息被统称为一个轨迹点(Tracker)。以雷达的探测数据为例,在一个周期内雷达一般会发送32到128个轨迹点信息至数据融合处理(轨迹点数量取决于不同雷达服务商的不同产品);而摄像头会在数帧图像处理完成后也发送多个轨迹点信息至数据融合处理部分。由于对于同一个物体的不同部分,雷达通常会产生多个轨迹点而造成误判,且横向移动距离判断不准确导致其对突然横向插入目标判断较迟缓(需多个计算周期),但其数据处理单个周期较短;而摄像头获得轨迹点需要若干帧图像造成周期相对较长,因而不能及时提供目标信息,但是其轨迹点相对统一、不杂散且对目标横向移动速度计算准确。因此将雷达与摄像头分别探测的目标做数据融合可以有效地避免单一传感器带来的缺陷,使得融合后的目标轨迹点可以被及时计算获取,同时获得更精确的横向和纵向等方面的运动数据。

ADAS系统结构模型的数据融合处理功能块由三个递进的层级构成:传感器原始数据融合(第一级),数据关联和归组(第二级),目标轨迹预测(第三级);其输入为各传感器的原始数据,输出为融合处理后的目标信息,旨在为车辆运动控制策略提供准确的输入,从而输出及时的车辆运动控制指令。在传感器原始数据融合层,有效地利用摄像头轨迹点信息可以快速找出有效目标且剔除大量来自雷达的冗余轨迹点数据,这有助于微波雷达与摄像头组合快速准确地识

别潜在威胁目标。在数据关联和归组层,对已筛选出的雷达原始数据与对应的摄像头原始数据进行关联和归组。之后,根据已获得准确的目标轨迹参数在目标轨迹预测层进行数据计算和处理,获得对该目标未来运行状态的预判结果。

一旦获得了经过数据融合后的目标轨迹参数信息,车辆运动控制模块即可根据目标信息并结合模型内部各标定参数值做出相应计算,决定是否发出驾驶员提醒指令建议其改变当前汽车运动状态,或自行在车辆总线上发出加速或者减速等车辆运动控制指令,以改变汽车运动状态。

2 ADAS数据融合算法

目前,ADAS领域的的数据融合算法已有一定的研究但尚未形成可操作性和可量化性的计算流程,且没有对来自不同传感器的原始数据进行系统地数据融合处理。部分是采用单一的处理方式后即作为车辆运动控制层的数据输入,具有一定应用范围局限性,导致最终车辆运动状态控制性能不佳。

本文提出的数据融合处理方法旨在联合微波雷达与摄像头两个常用传感器的目标探测各自优点,使得被探测的目标能够被更加精确和及时地识别。整个算法的实现主要由三个递进的层级构成:传感器原始数据融合,数据关联和归组,目标轨迹预测。传感器原始数据融合层实现有效目标找寻并剔除无关的雷达轨迹点数据;在数据关联和归组层,对已筛选出的雷达原始数据与对应的摄像头原始数据进行关联和归组;通过应用关联性方程,辨识两组独立来源的轨迹点信息是否指代同一目标,并在确认后赋予该目标各轨迹参数更加准确的数值;在目标轨迹预测层进行对该目标未来运行状态的预判计算,例如目标是否将变道,减速,加速等,将预判结果与融合后的目标轨迹点信息一并作为车辆运动控制功能块输入。

2.1 传感器原始数据融合

目前利用视觉信号进行车辆目标探测一般基于两种方法:基于外表基础的方法和基于目标移动基础的算法。前者应用的可靠性受限于各种车辆和其他目标差异性的外表与颜色特征,在交通稠密地区或者有较多城市建筑地区,该方法的应用会产生较高错误率。后者的应用则是直接计算车辆移动状态,常见的方法为采用Shi-Tomasi特征轨迹算法来获取目标的轨迹参数。本文也采用Shi-Tomasi特征轨迹算法进行视觉信号目标轨迹参数计算:对每一帧图像进行处理,获得其高亮度光点;剔除该目标其他区域的雷达探测的目标轨迹点,并将此区域的雷达探测的目标轨迹点作为下一级计算功能的输入。

如图2所示,应用Shi-Tomasi算法捕捉车辆或目标产生的光点移动,可以缩小并圈定兴趣目标的观察范围并计算出该光点移动的轨迹点信息,将其作为摄像头探测得出的轨迹点信息;同时筛选出光点周边的雷达探测的轨迹点数据,用做下一步计算的输入,如图3所示。

由于没有采用摄像头传感器的探测数据进行原始数据融合,而是直接对图像数据进行处理,这对承担数据融合任务模块的计算能力提出了较高要求。图片中其他高亮点(如背景墙)可以通过光点移动速度与移动方向加以区分,静止物体的光点移动方向向后且速度较快,被超越的车辆目标



图2 传感器原始数据融合层数据处理图示
(图像信号目标亮点标示)

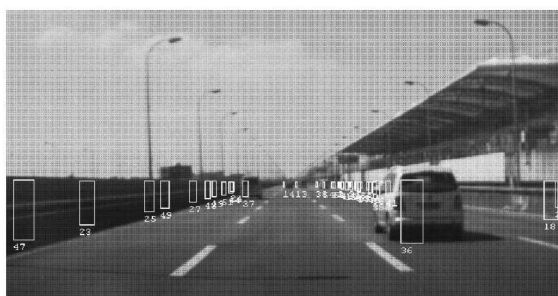


图3 传感器原始数据融合层数据处理图示
(雷达信号目标标示)

虽然光点移动方向也向后但是其向后速度较慢,超越本车的车辆目标光点移动方向向前。该方法也可以直接用于计算视频信号轨迹点信息,如目标速度,但需要进行一定滤波处理使得速度信息足够平滑避免突变。

2.2 数据关联和归组

在获得了经过原始数据融合后的视觉信号和雷达信号,其结果输入至第二层数据关联和归组层级。将 Kanyuck 与 Singer 提出的算法应用于第二层级:对已经挑选出的雷达探测信号与视觉信号进行关联性和区分性计算,确认为同一目标后生成新目标并赋予其新的轨迹参数值。这样一种同时确定关联性和区分性的定量计算由关联性精确度 A_e 描述

$$A_e = P_0 * (1 - P_s) \quad (1)$$

式中 P_0 ——描述两个轨迹点真实来源于同一个目标,其被判断为关联的概率;

$1 - P_s$ ——描述两个轨迹点真实来源于不同目标,其被判断为不关联概率(关联间隔为向量 S)。

以某一个目标轨迹参数如纵向距离 X 的判定为例,设两个独立传感器探测某目标的纵向距离 X 的数据符合正态分布,其标准差分别为 σ_1 与 σ_2 ;两者区分间距为 S 。选择门限值 G 作为关联性方程计算参数之一,则用于作为纵向距离 X 的判定门限为 $X^* + G$ 与 $X^* - G$,其中 X^* 为 T_1 传感器的实际观测数值,如图4所示。

在观测值 X^* 存在的条件下, T_1 与 T_2 相关联的概率由式(2)给出

$$P_r \{ \text{两轨迹参数关联性} | X^* \} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \int_{X^*-G}^{X^*+G} \exp \left[-\frac{(x - P_2)^2}{2\sigma_2^2} \right] dx \quad (2)$$

考虑到 X^* 符合正态 $T_1(\sigma_1)$ 分布,令

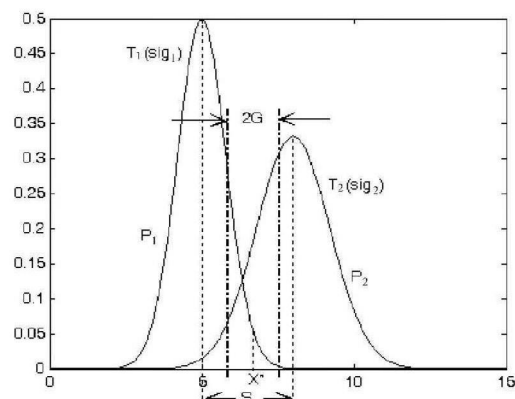


图4 两个独立传感器的单一轨迹参数关联性精确度计算图示

$$y = x^* - P_{1,x} = x - P_1, S = P_2 - P_1 \quad (3)$$

则在该时刻采用门限值 G 的关联性方程可改写为

$$\begin{aligned} P[G, S, \sigma_1, \sigma_2] &= P_r \{ \text{两轨迹参数关联性} \} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1\sigma_2} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp \left[-\frac{(x^* - P_1)^2}{2\sigma_1^2} \right] \cdot \left\{ \int_{x^*-G}^{x^*+G} \exp \left[-\frac{(x - P_2)^2}{2\sigma_2^2} \right] dx \right\} dx^* \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1\sigma_2} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp \left[-\frac{y^2}{2\sigma_1^2} \right] \cdot \left\{ \int_{y-G}^{y+G} \exp \left[-\frac{(z - S)^2}{2\sigma_2^2} \right] dz \right\} dy \quad (4) \end{aligned}$$

则,关联性精确度式(1)可改写为

$$A_e = P[G, 0, \sigma_1, \sigma_2] * [1 - P[G, S, \sigma_1, \sigma_2]] \quad (5)$$

$P[G, S, \sigma_1, \sigma_2]$ 即为在两轨迹点轨迹参数值间隔为 S 时,两轨迹点相关联(指示同一目标)的概率;关联精确性 A_e 是描述此概率的一个可信度(confidence level)。通过优化门限值 G 可以取得关联性精确度的最优解。对来自两个独立传感器的目标各个轨迹参数信息进行上述计算,即可实现数据关联和归组。通常情况下,受限于芯片的计算能力,上述算法仅针对有限多个目标(如距离本车较近或相邻车道的3~6个目标)进行上述融合计算,而这也符合人为驾驶习惯,即关注距离较近的潜在威胁目标。

2.3 目标轨迹预测

在将障碍物信息传递给车辆运动控制层级之前,还需要对已完成前两级数据融合的目标信息进行轨迹预测计算。轨迹预测计算可以帮助车辆做出更符合人为驾驶的习惯与特征。估计预测计算层级的输入为经过两级数据融合后的目标轨迹参数信息,输出为目标的未来运动趋势取值,按横向运动趋势与纵向运动趋势可分为:向左变道,向右变道,保持原车道;加速,减速,保持原车速。将车辆横向运动趋势与纵向运动趋势相结合可以相对准确地预估描述车辆运动趋势。

由于预测目标运动趋势需要较大的原始数据,因此需要至少3帧经过两级数据融合后的目标轨迹参数值做计算。基本的轨迹预测可以简单采用插值计算进行,也可以增加输入的数据帧数,采用其他插值方法,以获得更精确的判断结果。

在完成了对微波雷达与摄像头探测目标信息的三级传感器数据融合后,将目标的轨迹参数信息与目标的轨迹预测结果传递给车辆运动控制部分,用与其结合本车自身车辆状态,来发出准确、及时且合乎实际需求的车辆运动控制指令。

3 仿真分析

数据融合第一级传感器原始数据融合的主要目的为缩小计算范围, 筛选潜在融合轨迹点。这一级计算的结果已由前文中图 2 和图 3 加以描述, 故此处不再赘述。现假设已获得经过第一级融合后的若干轨迹点, 其中 T_{R1} 代表来自雷达的轨迹点 1 信息, T_{R2} 代表来自雷达的轨迹点 2 信息, T_C 代表来自摄像头的轨迹点信息, 其具体数值如下

$$T_{R1} = [R_{a1} = 51.7, \dot{R}_{a1} = -3.06, A_1 = 0.4]$$

$$T_{R2} = [R_{a2} = 13.2, \dot{R}_{a2} = -12.72, A_2 = 6.1]$$

$$T_C = [R_C = 60.5, \dot{R}_C = -3.9, A_C = 0.4]$$

轨迹参数 R_{ai} 与 R_C 代表探测的目标与本车之间的极径,

\dot{R}_{ai} 与 \dot{R}_C 代表探测的相对速度, A_i 与 A_C 代表探测的目标与本车之间的极角。 T_{R1} 与 T_{R2} 是在经过第一级处理后获得在 T_C 附近的雷达数据 (上述数据值均来自实际传感器测试)。尝试运用数据融合第二级数据关联和归组算法, 对以上轨迹点信息进行计算, 确认与 T_C 相同的目标数据并生成新目标赋予新的轨迹参数信息。

以轨迹参数信息极径 R_{ai} 与 R_C 为例做关联计算, 参照式 (4) 与式 (5), 并从传感器供应商处 (也可以自行测试) 获得 $\sigma_R = 4.28$, $\sigma_C = 2.51$, 选取门限值 $G = 1.8\sigma_R$ 以最大化关联精确性, 由

$$S_1 = R_C - R_{a1}, S_2 = R_C - R_{a2}$$

计算可得

$$P[G, S_1, \sigma_R, \sigma_C] = 0.8795, A_e = 0.5170$$

$$P[G, S_2, \sigma_R, \sigma_C] = 1.5470 \times 10^{-13}, A_e = 0.9751$$

上述数值表明 T_{R1} 与 T_C 在极径轨迹参数方面关联概率为 0.8795, 可信度 0.5170; T_{R2} 与 T_C 在极径轨迹参数方面关联概率为极低近似于 0, 可信度 0.9751。由此, 从轨迹参数极径信息考察, T_{R1} 与 T_C 源自同一目标。应用同样算法, 分别计算轨迹参数相对速度, 极角, 可获得相同结论, 即: T_{R1} 与 T_C 源自同一目标。在确定两轨迹点均描述同一目标后, 该层级生成新轨迹点, 其中新轨迹点的轨迹参数信息的赋值可以依照如下原则进行: 极径与相对速度参考雷达轨迹点信息, 极角参考摄像头轨迹点信息。生成的新轨迹点信息将被轨迹预测层级依照前文所述的基本原则加以处理, 来准确预估车辆未来的运动趋势, 帮助车辆运动控制功能及时发出指令。

4 结论

本文提出了一个系统的数据融合模型, 给出了微波雷达与摄像头探测的目标轨迹参数进行了三级数据融合的技术与方法; 融合后得出的目标轨迹参数与目标轨迹预测结果可应用于车辆运动控制命令生成; 初步的仿真分析, 验证了模型与算法的可行性与有效性。由于数据融合算法充分利用了微波雷达与摄像头这两类得到广泛应用的传感器的各自优点, 融合后的目标信息有助于生成更为准确和及时的车辆运动控制指令, 使得车辆 ADAS 系统具有更好的性能表现。

参考文献

- [1] Richard Schram, Aled Williams, Michiel van Ratingen, "Implementation of Autonomous Emergency Braking (AEB), The Next Step in EURO NCAP's Safety Assessment", European New Car Assessment Programme, 2013.
- [2] D. W. Paglieroni, C. T. Pechard, N. R. Beer, "Change Detection in Constellations of Buried Objects Extracted From Ground-Penetrating Radar Data", IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, vol. 53, 2014.
- [3] S. E. Craig, W. Fishbein, O. E. Rittenbach, "Continuous-Wave Radar with High Range Resolution and Unambiguous Velocity Determination", IRE Trans. Military Electronics, vol. MIL-6, 1962.
- [4] R. W. Sittler, "An Optimal Data Association Problem in Surveillance Theory", IEEE Trans. Military Electronics, vol. MIL-8, 1964.
- [5] Allen J. Kanyuck, Robert A. Singer, "Correlation of Multiple-Site Track Data", IEEE Trans. Aerospace Electron. Syst., vol. AES-6, 1970.
- [6] Shunji Miyahara, "New Algorithm for the Range Estimation by a Single Frame of a Single Camera", SAE World Congress 2005, 2005-01-1475, 2005.
- [7] Emanuel Taropa, Vason P. Srinii, Won-Jong Lee, Tack-Don Han, "Data Fusion Applied On Autonomous Ground Vehicles", ICACT2006, pp. 744-749, Feb. 1991.
- [8] VaheDerGharapetian, Michele Rombaut, "An Object-oriented Data Fusion System for Mobile Vehicle", IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, vol. 2, pp. 1404-1409, 1995.
- [9] Fernando Garcia, Pietro Cerri, Alberto Broggi, Arturo de la Escalera, Jose Maria Armingo, "Data Fusion for Overtaking Vehicle Detection based on Radar and Optical Flow", 2012 Intelligent Vehicle Symposium, pp. 494-499, 2012.
- [10] Carlo Tomasi, Takeo Kanade, "Detection and Tracking of Point Features", Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132, Apr. 1991.
- [11] Jianbo Shi, Carlo Tomasi, "Good Features to Track", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 593-600, 1994.
- [12] Robert A. Singer, Allen J. Kanyuck, "Computer Control of Multiple Site Track Correlation", Automatic, vol. 7, pp. 455-463, Pergamon Press, 1971.
- [13] JinhuiLan, ZhaohuiZhang, ShenshuXiong, "Acoustic Detection for Vehicle Targets and Recognition by Data Fusion", IMTC2005, vol. 1, pp. 551-553, 2005.
- [14] Stephan Matzka, Richard Altendorfer, "A Comparison of Track-to-Track Fusion Algorithms for Automotive Sensor Fusion", IEEE International Conference on Multisen-

- tor Fusion and Integration for Intelligent Systems, pp. 189-194, 2008.
- [15] Benjamin Maurin, Osama Masoud, Nikolaos Papanikolaou, "Monitoring Crowded Traffic Scenes", IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp. 19-24, 2002.
- [16] Nada Milisavljevic, "Sensor and Data Fusion", published by I- Tech Education and Publishing, pp. 233-275, 2009.
- [17] Y. Bar-Shalom, "On the Track- to-Track Correlation Problem", IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 26, pp. 571-572, 1981.