

基于 D-S 证据理论的车辆视频检测的研究

曹洁, 徐永胜

(兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 车辆视频检测系统作为智能交通系统的重要组成部分, 为交通控制与交通规划提供必要的数据来源。考虑到外界环境的影响以及数据传输过程中的干扰, 对所拍摄的单一图像的分析难以获得准确信息。因此, 在简要介绍 D-S 证据理论的基础上, 在对由摄像机拍摄的交通现场画面做了图像处理, 提取出车辆特征, 并最终运用 D-S 证据理论来进行数据融合, 从而提高交通视频检测系统中车辆类型的识别率。实验证明采用此方法将使得车辆识别率大为提高。

关键词: 证据理论; 视频检测; 图像处理; 车辆识别

中图分类号: TB24 **文献标识码:** B

Research on Vehicle Video Detection Based on D-S Evidence Theory

CAO Jie XU Yong-sheng

(College of Electrics and Information Engineering Lanzhou University of Technology Lanzhou Gansu 730050, China)

ABSTRACT: As one of the important parts of the intelligent transport system, vehicle video detection system can provide information for traffic control and traffic programming. It's difficult to obtain accurate information from single video image because of the influence of weather condition and data transmission. This paper presents briefly the concepts of D-S evidence theory, extracts vehicle characters from the processed images obtained by camcorder, and then explains how to improve the accuracy of traffic parameters by means of D-S evidence theory. Experimental result shows that the method can improve the accuracy of vehicle recognition.

KEYWORDS: Evidence theory; Video detection; Image processing; Vehicle recognition

1 引言

不同传感器的互补特性为获得各种有用的信息成为可能。但是, 随之而来的问题是如何对多传感器信息进行联合处理。消除噪声与干扰, 实现对观测目标或实体的连续跟踪和测量, 对其属性进行分类与识别, 进而为后续的处理提供依据, 这就是多传感器融合技术。面向目标识别的多传感器信息融合一般分为 3 个层次, 即数据级融合, 特征级融合和决策级融合^[1]。

基于视频图像处理技术的交通参数检测法是一种非接触式的检测方法, 它利用数字图像处理技术, 对摄像机拍摄的交通现场画面进行处理, 获得被检测车道上车型、车速、车流量等交通参数, 为交通控制和交通规划提供准确的交通流数据, 从而更有效地进行交通控制和规划。由于摄像机安装在室外, 考虑到外界环境的影响以及数据传输过程中的干扰, 对单一图像的分析难以获得准确信息, 因此本文采用了 D-S 证据理论来对多源图像数据进行融合处理, 从而可以获得准确的交通参数^[2]。

2 车辆视频检测算法

检测运动目标常用差分图像的方法, 而减背景法是其中应用最广泛的方法之一。其原理是: 通过安装在道路旁的摄像机获得交通现场画面, 与预设的背景画面进行比较, 如果检测到运动物体, 则通过边缘检测及判别算法可得到车辆类型。这种运动目标检测方法比较简单, 易于实时实现, 因而成为目前应用最广泛、最成功的检测方法之一。

2.1 背景模型的获取

在减背景方法中背景模型获取地准确与否, 直接关系到最终检测结果的准确性。所谓背景模型就是指公路中无车辆时的路面景象。然而在繁忙的交通路段, 直接通过视频图像抓取无车的路面场景较为困难, 一般使用序列图像来合成相对真实的交通场景。本文采用均值法来获取交通现场画面的背景^[3]。所谓均值法就是取一段图像序列的均值作为背景图像。即:

$$B(i, j) = \frac{\sum_{k=1}^N I_k(i, j)}{N} \quad (1)$$

其中, $B(i, j)$ 表示合成背景中某一像素点灰度值, $I(i, j)$ 表示图像序列中某一像素点灰度值, N 表示图像序列中

的图像数量。从图中结果可以看出,均值法获取背景模型具有良好的效果。

2.2 图像差分

在获得了背景图像之后,要与实际拍摄的交通现场画面一帧一帧做图像差。如果有差异说明有运动物体,则需要对该图像做进一步处理;否则,说明未检测到运动物体,继续与下一帧图像做差分运算。这种方法的优点是可以检测出物体的精确位置、而且检测速度快,满足实时处理的要求。不足之处在于易受到环境光线变化的影响,这样会造成误检或漏检,所以需要加入背景图像更新机制以适应这些变化^[7]。



图 1 50帧平均



图 2 100帧平均



图 3 150帧平均

设 $B(i, j)$ 表示背景图像, $P(i, j)$ 表示当前图像, $D(i, j)$ 表示差分图像, 则:

$$D(i, j) = P(i, j) - B(i, j) \quad (2)$$

2.3 二值化图像

利用减背景和背景更新算法,得到运动的目标,但此时所获得的运动目标需要进行一定的处理才能对其进行后续操作。为此,对减背景之后的灰度图像采用二值化的方法提取出运动目标的具体信息。

图像的二值化处理是将图像简单的分成背景和目标物体,最常用的方法就是选取一个阈值 T 用 T 将图像分成两大部分,大于 T 的区域(通常为目标物体)和小于 T 的区域(通常为背景)。若输入的灰度图像为 $f(x, y)$,输出的二值图像为 $g(x, y)$, 则:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) > T \\ 0, & f(x, y) < T \end{cases} \quad (3)$$

2.4 形态学处理

图像在经过二值化处理之后,由于原图像的灰度分布不均匀,在部分区域会产生孤立点噪声;此外,由于在灰度图像中不可避免的会出现目标车辆部分和背景部分灰度值相近,二值化后分割出来的车辆二值图像块不连续;这些都对下一

步的车辆检测造成很大的影响。为此要进行图像的形态学处理,主要是膨胀与腐蚀操作。

膨胀运算在数学形态学中的作用是把图像周围的背景点合并到物体中,如果两个物体距离比较近,则可能将两个物体合并在一起^[6]。由于光线的反射、车窗灰度及车身灰度与路面太接近等原因,不可避免分割的差图存在断层,所以采用膨胀运算对图像部分区域进行合并。

腐蚀运算的作用是消除孤立点或物体边界点。如果两个物体间有细小的连接,通过腐蚀运算可以将两个物体分开^[6]。针对车辆视频检测中容易出现的车辆粘连问题,通过腐蚀在一定程度上可以将有细小连接的车辆分开。此外,腐蚀操作也可以消除一些孤立点噪声。



图 4 原图像



图 5 差分、二值化后图像



图 6 腐蚀膨胀后图像

3 D-S证据理论基础

证据理论是由 Dempster 于 1967 年首先提出,并由 Shafer 进行推广后形成了 D-S 证据组合理论。该理论结构的最大特点是在证据中引入了不确定性,放松了传统 Bayes 理论需要完整的先验概率和条件概率知识以及需要统一的辨识框架要求,可区分“不确定”和“不知道”,并且可对相互重叠、非互不相容的命题进行证据组合^[3]。

3.1 辨识框架 θ

对于所要解决的问题,我们能认识到的所有可能的结果构成集合 Ω 那么,所关心的任一命题都对应于 θ 的一个子集,称 θ 为辨识框架。

3.2 基本概率赋值函数

设 θ 为辨识框架,如果 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$, 满足: 1) $m(\phi) = 0$; 2) $\sum_{A \in 2^\theta} m(A) = 1$ 则称 m 为辨识框架 θ 上的基本概率赋值函数。其中 $m(A)$ 表示对命题 A 的精确信任程度,表示了对 A 的直接支持。

3.3 信任函数

设 θ 为辨识框架, $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ 是 θ 上的基本概率赋值, 若满足:

$$1) \text{Bel}(\phi) = 0; 2) \text{Bel}(\theta) = 1; 3) \text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B);$$

$\forall A \subseteq \theta$ 称 Bel 是 θ 上的信任函数, 称 $\text{Bel}(A)$ 为命题 A 的信任度。它表示 A 的所有子集的可能性度量之和, 即表示对 A 的总信任。

3.4 似真度函数

设 θ 为辨识框架, 若: $\text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{A \cap B \neq \phi} m(B)$

$\forall A \subseteq \theta$ 则称 Pl 为似真度函数。 $\text{Pl}(A)$ 表示不否定 A 的信任度, 是所有与 A 相交的集合的基本概率赋值函数之和。

4 数据融合

对于多源图像数据融合来说, 待识别目标的种类就是命题, 序列图像数据通过分析、处理给出的对目标种类的判断结果就是证据。D-S 证据理论用于多源图像数据融合时, 从各帧图像获得信息, 并由此产生对某些命题的度量, 就构成了该理论中的证据, 并利用这些证据通过构造相应的基本概率分布函数, 对所有的命题 (包括辨识框架) 赋予一个可信度。对于一个基本概率分布函数以及相应的辨识框架, 合称之为一个证据体, 因此每帧图像就相当于一个证据体, 而多源图像数据融合的实质就是在同一个辨识框架下, 利用 Dempster 合并规则将各个证据体合并成一个新的证据体, 即由合并规则将不同证据体的基本可信度分配合并产生一个总体基本可信度分配, 而产生的新证据体表示了融合所得的信息, 然后进行决策。

4.1 基本概率赋值

基本概率赋值的获取是一个与应用密切相关的课题, 也是实际应用中最难的一步^[4]。本文根据传感边与模型边的相似比来确定基本概率赋值^[2]:

$$R_{L_i} = \frac{LL_i}{L^2 + L_i^2 - LL_i}, R_{W_i} = \frac{WW_i}{W^2 + W_i^2 - WW_i}, i = S, M, H \quad (4)$$

其中: L_s, L_m, L_h 和 W_s, W_m, W_h 分别为小型车、中型车、重型车的标准长度与宽度; L, W 为实际检测的传感特征长度和宽

度; R_{W_i}, R_{L_i} 表示传感边与模型边的相似比。

$$m_1(\theta_{L_i}) = \frac{R_{L_i}}{R_{L_s} + R_{L_m} + R_{L_h}}$$

$$m_2(\theta_{W_i}) = \frac{R_{W_i}}{R_{W_s} + R_{W_m} + R_{W_h}} \quad i = S, M, H \quad (5)$$

其中: m_1, m_2 为传感特征长度和宽度在各自辨识框架下的后验可信度分配数据。

4.2 D-S 组合规则

假设 m_1 和 m_2 是两个相同辨识框架 θ 上的基本概率赋值, 焦元分别为 B_1, \dots, B_k 和 C_1, \dots, C_k , 应用正交和规则 $m(A) = m_1 \oplus m_2$, 组合输出:

$$m(A) = K^{-1} \sum_{i, j, B_i \cap C_j = A} m_1(B_i) m_2(C_j), A \neq \phi \quad (6)$$

其中:

$$K = 1 - \sum_{i, j, B_i \cap C_j = \phi} m_1(B_i) m_2(C_j) \quad (7)$$

它是一个归一化常数。如果 $K^{-1} \neq 0$, 则 $m(A)$ 也是一个基本概率赋值, 它称为 m_1 和 m_2 的综合概率赋值; 当 $K^{-1} = 0$ 时, $m_1 \oplus m_2$ 无定义, $m(A)$ 不存在, 这时称 m_1 和 m_2 冲突。

4.3 目标判定准则

当用 D-S 组合规则得到组合的基本概率赋值后, 接着是根据得到的 $m(A)$ 来进行目标判断。本文采用基于基本概率赋值的方法。设 $\exists A_1, A_2 \subset \theta$ 且满足:

$$\begin{cases} m(A_1) = \max\{m(A_i), A_i \subset \theta\} \\ m(A_2) = \max\{m(A_i), A_i \subset \theta \text{ 且 } A_i \neq A_1\} \\ \text{若 } \begin{cases} m(A_1) - m(A_2) > \epsilon_1 \\ m(\theta) < \epsilon_2 \\ m(A_1) > m(\theta) \end{cases} \text{, 则 } A_1 \text{ 为判定结果, 其中 } \epsilon_1, \end{cases} \quad (8)$$

ϵ_2 为预先设定的门限。

5 实验结果

为了检验 D-S 证据理论用于车辆视频检测的效果, 对系统进行了仿真。

连续取摄像机拍摄的三幅图像, 分别为图 7, 图 8, 图 9。应用本文提出的车辆视频检测算法, 经过差分、二值化、形态学等处理后的结果如图 10, 图 11, 图 12 所示。



图 7 图像序列一

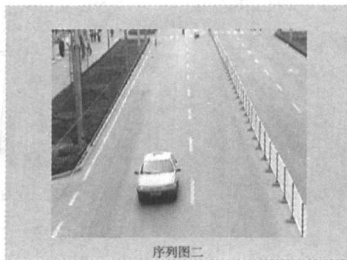


图 8 图像序列二



图 9 图像序列三



图 10 处理后图像序列一



图 11 处理后图像序列二



图 12 处理后图像序列三

原始图像数据经过处理之后,可以提取车辆的特征数据(外型尺寸)。考虑到摄像机误差及干扰的影响,取折扣系数为 0.15。对三组数据采用 D-S 证据理论进行数据融合。其结果如表 1 所示。

表 1 D-S 证据理论数据融合表

	小型车	中型车	大型车	不确定
图像序列一	0.3476	0.2902	0.2122	0.1500
图像序列二	0.3282	0.2978	0.2240	0.1500
图像序列三	0.3541	0.2875	0.2084	0.1500
融合结果	0.4701	0.3341	0.1822	0.0136

从表 1 中可以看出,经过融合后的数据对车辆目标的识别概率有了显著提高,这不仅克服了对单一图像分析所获取数据的有限性,而造成无法准确识别目标的情况,同时有效解决了如何提高系统容错性,及抗干扰能力的问题。

6 结论

对比单一图像的识别效果,通过对图像序列进行数据融合识别,使得系统对车辆目标的识别概率有较大提高,并且系统的不确定性大为降低。这充分说明采用 D-S 证据理论能有效地提高目标的识别能力,增强系统的置信度,降低识别的不确定性,改善检测性能。同时也说明,将 D-S 证据理

论引入到车辆视频检测中,具有一定的实用价值。

参考文献:

- [1] 杨万海. 传感器数据融合及其应用 [M]. 安: 西安电子科技大学出版社, 2004: 152-165.
- [2] 刘智勇. 能交通控制理论及应用 [M]. 京: 科学出版社, 2003: 95-125.
- [3] 曲东才, 张毅. 于 D-S 证据理论的目标属性辨识研究 [J]. 飞机设计, 2004, 12: 57-61.
- [4] 唐海峰, 张合, 李豪杰. D-S 证据理论在多传感器目标识别中的应用 [J]. 传感器技术, 2002, 21(12): 32-34.
- [5] 潘秦华. 车辆目标检测与交通流量检测系统的研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学硕士学位论文, 2005.
- [6] 阮秋琦, 阮玉智译. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [7] Surendra Gupte Osama Masoud. Detection and Classification of Vehicles [J]. IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems March 2002, 3(1).

[作者简介]



曹洁 (1965-), 女 (汉族), 安徽宿州人, 教授, 硕士生导师, 研究方向: 智能控制与智能交通;

徐永胜 (1974-), 男 (汉族), 山东德州人, 硕士研究生, 研究方向: 数字图像处理, 运动目标检测。

[作者简介]



张曦 (1982-), 女 (汉族), 陕西铜川人, 工学硕士生, 主要研究方向: 汽车仿真试验;

王国权 (1965-), 男 (汉族), 甘肃通渭人, 博士, 副教授, 主要研究方向: 车辆动力学与计算机仿真, 虚拟试验技术;

龚国庆 (1969-), 男 (汉族), 湖北荆州人, 博士, 副教授, 主要研究方向: 汽车 CAE 技术。

(上接第 257 页)

- [4] 舒娱琴, 唐丽玉, 彭国均. 采用 creator 生成三维地形 [J]. 测绘信息与工程, 2003, (10): 1-2.
- [5] 石教英. 虚拟现实基础及实用算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [6] Zhang Linlin, Zhang Linlin. Real-time Generating of Reality Scene in Flight Simulator [C]. Fourth International Conference on Virtual Reality and Its Applications in Industry. 2003, 5444: 379-384.
- [7] 涂圣文, 吴小平, 苏州. 基于 MultiGen Creator/Vega 的道路三维实时仿真系统实现方法 [J]. 公路与汽运, 2005, (3): 2-3.