

基于前方车辆行为识别的碰撞预警系统

黄慧玲^a 杨 明^a 王春香^b 王 冰^a

(上海交通大学 a 自动化系; b 机械与动力工程学院, 上海 200240)

摘要 提出了一种基于车辆行为识别的汽车前方碰撞预警方法. 利用单目视觉, 首先采用基于梯度方向直方图特征和支持向量机的方法识别前方车辆, 并结合卡尔曼滤波进行车辆跟踪; 然后使用隐马尔科夫模型对车辆行为进行建模, 识别前方车辆行为, 并根据行为识别结果计算对应的风险评估因子; 最后将风险评估因子引入碰撞风险评估系统, 使碰撞预警时间比未加入风险评估因子平均提前 2.04 s. 实车实验验证了本方法的有效性.

关键词 汽车; 碰撞预警; 行为识别; 风险评估; 隐马尔科夫

中图分类号 TP277; U461 **文献标志码** A **文章编号** 1671-4512(2015)S1-0117-05

Collision warning system based on forward vehicle behavior recognition

Huang Huiling^a Yang Ming^a Wang Chunxiang^b Wang Bing^a

(a Department of Automation; b School of Mechanical Engineering,
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract A collision warning system was proposed based on the forward vehicle behavior recognition method. Based on the monocular vision, the support vector machine (SVM) classifier was applied based on histogram of oriented gradients (HOG) feature for vehicle detection, and the Kalman filter was applied for vehicle tracking. Then the hidden Markov model (HMM) was used for vehicle behavior recognition. According to the vehicle behavior recognition result, the corresponding risk assessment factor was calculated, which was considered in the risk assessment system, and the performance of the collision warning system was improved by 2.04 s compared without the corresponding risk assessment factor. Finally, the effectiveness of this forward vehicle behaviors recognition system was verified using real-word on-road data.

Key words vehicle; collision warning; behavior recognize; risk assessment; hidden Markov model

目前道路交通安全问题仍亟待解决, 为了减少道路交通事故及其带来的巨大损失, 许多国家都在积极发展安全辅助驾驶系统, 其中汽车防碰撞预警技术是安全辅助驾驶系统的一个重要方面. 据专家研究表明^[1], 90%的道路交通事故都是由于驾驶员操作不当造成; 据德国戴姆勒·奔驰公司调查显示, 危险发生前如果能够早 1 s 提醒驾驶员, 可避免一半以上的碰撞事故; 因此, 研究

汽车防碰撞预警技术有助于辅助驾驶员在危险发生前采取正确的措施, 对减缓甚至避免危险事故的发生具有重要意义.

为了达到预警目的, 首先需要对车辆周边环境进行危险评估, 有关碰撞风险评估的研究主要集中在前向预警, 但前向预警只关注当前车道前方车辆对本车的危险程度, 而无法评估旁车道车辆对本车的碰撞风险, 特别是旁边车道车辆突然

收稿日期 2015-06-30.

作者简介 黄慧玲(1991-), 女, 硕士研究生; 杨 明(通信作者), 教授, E-mail: mingyang@sjtu.edu.cn.

基金项目 国家自然科学基金重大研究计划资助项目(91420101); 国家自然科学基金资助项目(61174178, 51178268).

换道到本车道行驶(CUT-IN)时,前向预警无法检测到此时存在的风险,故需要结合周围车辆的动态信息,如车辆行为等.目前有关车辆行为识别的方法可大致分为两类:基于逻辑规则的方法和基于机器学习的方法.基于逻辑规则的方法通过简单的专家规则判定车辆当前的行为,此类方法对输入数据的准确性和完整性有较高要求,容易产生较高的误报率.目前主流的行为识别方法是基于机器学习的方法,如贝叶斯网络^[2]、隐马尔科夫模型(hidden markov model, HMM)^[3]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[4]和相关向量机(relevance vector machine, RVM)等.其中运用最广泛的方法是贝叶斯网络,但此方法的局限性在于只能在行为已发生时才能完成识别,不能满足碰撞预警的要求,而 HMM 模型由于具有强烈的时间序列性,且能够描述车辆不确定、不可见的行为特征.故本研究在前人工作的基础上提出了一个有效的汽车前方防碰撞预警方法,选取 HMM 模型利用单目视觉,在车辆检测与跟踪的基础上,对汽车周围环境进行危险评估,并结合前方车辆行为,提前碰撞预警发出时间,使驾驶员及时采取相应避险措施.

1 车辆检测与跟踪

车辆前方环境危险评估主要是采用强鲁棒性的车辆检测和车辆跟踪方法,近几年基于视觉的车辆检测方法已从简单的特征(如车辆阴影和对称信息)过渡到更具有通用性和鲁棒性的特征集,如梯度方向直方图(histogram of oriented gradients, HOG)特征和 Haar-like 特征.基于视觉的目标分类方法随着计算机视觉和机器学习的发展而发展,SVM 作为机器学习中较热门的研究方法,在解决小样本非线性及高维模式识别问题中具有许多特有的优势,被广泛用于目标检测^[5].本研究基于单目视,通过计算图像局部区域上的梯度方向直方图构成车辆特征,结合 SVM 训练分类器的方法,实现前方车辆检测.

原始车辆检测结果容易将道路隔离带等物体误检为车辆,故需要对原始车辆检测结果进行滤波和跟踪,车辆跟踪采用卡尔曼滤波方法.系统的状态方程可表示为

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_k,$$

观测方程为

$$z_k = Cx_k + v_k,$$

式中:

$$x = [x, y, w, h, dx, dy]^T;$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

式中: x 为系统状态向量; (x, y) 是车辆检测框左上角的点在图像坐标系的坐标; w 为检测框宽度; h 为检测框高度; A 为系统状态转移矩阵; B 为输入转移矩阵; C 为观测矩阵.

2 前方车辆行为识别

对前车进行行为识别的目的在于估计车辆执行某一行为的概率,如左转、右转、直行等.对于车辆换道行为,可分解为一系列隐含过程:a. 换道准备;b. 换道开始;c. 换道;d. 换道结束.上述 4 种隐含状态之间的传递是存在一定概率的,如驾驶员在执行开始换道后,可以继续执行换道,也可由于突发状况改变主意,继续保持在当前车道行驶,而这种隐含状态是可以通过外在的观测序列对其进行辨识的,如车辆位置、速度等信息.HMM 模型能够通过外在的观测序列很好地辨识内在隐含状态,且具有强烈的时间序列性,能够描述车辆不确定、不可见的行为特征,故本文选取 HMM 模型对车辆的左转、右转、直行和 CUT-IN 四种行为进行识别.

2.1 HMM 参数描述

HMM 模型是一种用参数表示的用于描述随机过程统计特性的概率模型^[6-7],它通过转移概率描述隐含状态之间的转移,通过观察概率描述隐含状态和观测状态之间的对应关系.

通常一个 HMM 模型描述为 $\lambda = [N, M, A, B, \pi]$,其中: N 代表模型的隐含状态数; M 代表每个状态对应的观测数; A 为状态转移转移矩阵,包含了一个隐含状态到另一个隐含状态的转移概率; B 为混淆矩阵,表示在某一状态 S_i 下观测值的概率; π 为模型的初始状态分布.常常将模型简写为 $\lambda = [A, B, \pi]$.

用 HMM 模型进行前车行为识别分为两个阶段:首先确定 HMM 模型参数,即模型训练,对

前车行为进行特征提取、编码后,用 Baum-Welch 算法进行模型参数迭代重估,得到各类行为的最优 HMM 模型.然后利用训练好的模型,将待识别的行为序列经特征提取、按照码表编码后形成观测序列作为模型输入,通过前向算法计算观测序列在各个不同模型下的概率,其中概率最大者对应的模型,即为该模型对应的行为,对于每一模型,则利用 Viterbi 算法计算对于给定模型参数 λ 和观测序列 O ,寻找最可能生成该观测序列的隐含状态,即前车行为.

2.2 HMM 训练

在前述车辆检测与车辆跟踪基础上,本文利用车辆位置、相对速度等信息识别前车左转、直行、右转和 CUT-IN 四种行为.由于 CUT-IN 行为易误判为左转或右转行为,故本文对前车左转、直行和右转行为建立一个 HMM 模型,对 CUT-IN 行为建立另一个 HMM 模型,以提高识别率.用 k-means 算法对特征聚类编码后作为训练样本,根据聚类结果,将观察值 M 确定为 5,将前车左转、直行和右转的 HMM 模型的隐含状态数 N_1 确定为 3,分别代表左转、右转和直行三种行为;将旁车道车辆 CUT-IN 行为的 HMM 模型的隐含状态数 N_2 确定为 2,分别代表左侧车辆换道进入本车道和右侧车辆换道进入本车道.在充分考虑前车行为特征后,设定观察值序列 T 的长度为 30,最后采用 Baum-Welch^[8] 进行前车行为模型训练.

Baum-Welch 算法的训练过程是一个对 HMM 模型参数不断迭代评估,最终得到一个最优模型的过程.经训练后最终得到前车左转、直行和右转行为的 HMM 模型的最优参数为如下,

$$\pi_1 = [1.000000, 0.001000, 0.001000];$$

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0.380914 & 0.620086 & 0.001000 \\ 0.515290 & 0.483431 & 0.003279 \\ 0.002436 & 0.032843 & 0.966721 \end{bmatrix};$$

$$B_1 = [b_{11}, b_{12}, b_{13}, b_{14}, b_{15}],$$

式中: $b_{11} = [0.001751, 0.587847, 0.001002]^T$; $b_{12} = [0.301640, 0.358800, 0.003243]^T$; $b_{13} = [0.001343, 0.054216, 0.997751]^T$; $b_{14} = [0.387271, 0.001989, 0.001002]^T$; $b_{15} = [0.311995, 0.001148, 0.001002]^T$.

前车 CUT-IN 行为的 HMM 模型的最优参数为如下:

$$\pi_2 = [1.000000, 0.001000];$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 0.894302 & 0.106698 \\ 0.118851 & 0.882149 \end{bmatrix};$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} 0.001001 & 0.155927 \\ 0.201934 & 0.043923 \\ 0.445718 & 0.002149 \\ 0.232269 & 0.801001 \\ 0.123078 & 0.001000 \end{bmatrix}^T.$$

最终可根据所建 HMM 模型实现前方车辆行为识别.

3 碰撞风险评估

汽车周围环境的危险评估是防碰撞预警的关键,现有的危险评估方法主要通过计算碰撞时间 (time to collision, TTC)^[9] 来判断汽车安全状态.此方法计算量小,可运用于对实时性要求比较高的碰撞预警系统.但现有的安全时距模型大都仅仅考虑了周围车辆的纵向特征,并没有考虑车辆的横向行为特征.横向行为特征对汽车碰撞风险评估具有重要影响,如旁车道车辆换道到本车道行驶时,若仅仅考虑车辆纵向行为特征,是无法检测到潜在的碰撞风险,故须结合横向行为特征.另外,若单纯使用基于规则的判定方法,容易出现过早报警或者漏报误报的情况,反而会影响驾驶员正常行车,因此使用安全时距模型来评估前方车辆碰撞风险的方法不能适应复杂多变的交通环境.

如果将前车行为识别引入汽车周围环境危险评估中,利用车辆的横向行为特征和车辆状态信息综合判断当前车辆危险态势,可提高风险评估的准确性.同时,如果在车辆行为(如换道行为)发生的早期,就能较早识别出来,对于接下来的碰撞预警,具有重要意义.例如,已检测到旁车道车辆正在减速行驶并打算换道进入本车道,若此时能够较早的识别出旁车道车辆换到进入本车道的意图,碰撞系统便可立即判定旁车道车辆对本车有碰撞风险,并给驾驶员发出警报,使驾驶员有较充足的时间采取避险措施.

因此,本文结合前车行为识别结果,考虑车辆横向行为特征并结合本车与前车相对距离、相对速度等信息,提出了一个基于多信息的汽车风险评估系统.其中相对距离由几何关系^[10] 推导得出,相对速度是由相对距离和帧间时间间隔计算得出.风险评估公式如下

$$T = -\tau S_r / V_r,$$

式中: S_r 代表前方车辆与本车的相对距离; V_r 代表前方车辆与本车的相对速度; τ 为结合了前方车辆行为识别结果的风险评估因子,设定如下.

$$\tau = \begin{cases} 1 & (\text{condition } A); \\ 0 & (\text{condition } B); \\ \theta & (\text{condition } C). \end{cases}$$

式中:condition A 表示前方车辆在本车道行驶; condition B 代表前方车辆在旁车道行驶且无转向意图; condition C 表示前方车辆在旁车道行驶,且有转入本车道行驶意图; θ 可根据实际情况设定,本文通过实验将 θ 设定为 0.8. 根据“汽车前碰撞报警系统性能要求和测试规程”标准,系统提供两种预警:预备碰撞预警($1.1 \leq T < 3.5$)和碰撞警告($T < 1.1$),分别代表告知驾驶员准备采取避险措施和驾驶员应立刻采取避险措施.

4 实验结果

实验使用一台安装在车窗挡风玻璃后的摄像头在高速公路上采集视频,图像分辨率为 640×480 ,在主频为 2.60 GHz 的 intel Core i5 处理器和 4 GB 内存的笔记本上对所采集的视频进行处理,用 C++ 实现,运行平台为 Visual Studio 2010.

4.1 车辆检测结果

训练样本的选取对于训练结果有着决定性的作用,有效样本的数量越大,结果越接近真实情况,本文主要对前方车辆进行检测,选取了正负样本各 1 000 张的包含大部分车型的车尾图片,训练样本为 128×128 的彩色图像. 训练的正样本包括轿车、公交车、卡车和货车等,车辆的颜色有红色、白色、黑色、黄色、蓝色和灰色等;训练的负样本包括路面标志、隔离带、行人、道路上方指示牌和摩托车等. 训练样本如图 1 所示.

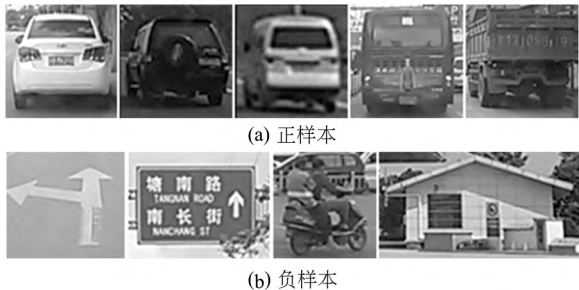


图 1 训练样本

为了验证所提方法的有效性,本文分别对不同天气和光照条件下采集的道路视频进行车辆检测,检测结果如图 2 所示,图中较大的矩形框设定为车辆检测的感兴趣区域,较小的正方形框为车辆检测结果. 结果表明,基于 HOG+SVM 的车辆检测方法能够适应不同天气和光照的变化,具

有很好的鲁棒性.

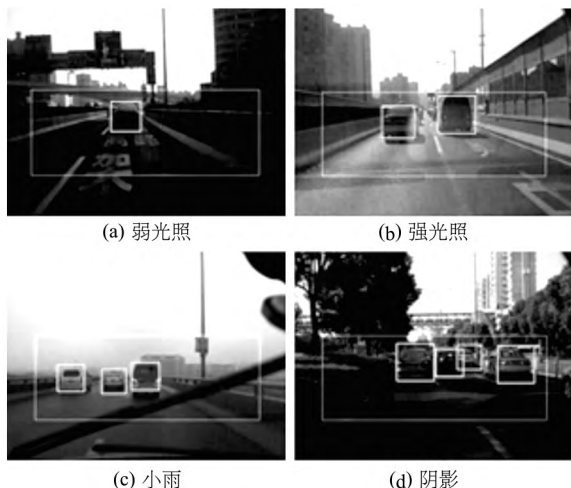


图 2 在不同光照和天气条件下车辆检测结果

4.2 前车行为识别结果

实验所用视频数据总计 50 min 58 s,包括雨天、晴天和阴天等大部分天气,主要路段为高速公路,包含了大部分路况和车辆行为. 图 3 为行为识别结果,图中三个正方形框中的车辆即为所跟踪的车辆,视频中最左边车辆和最右边车辆由于只显示了车头部分信息,超出了摄像头视野范围,故不纳入本文前车行为识别范围,图中跟踪的 3 个车辆,左侧车辆和中间车辆在接下来 3 s 将保持本车道直行,右侧车辆将执行右转操作,识别结果显示,采用 HMM 模型正确的识别出了右车的转向行为.

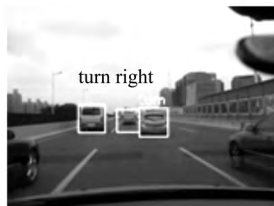


图 3 前车行为识别结果

表 1 为前车左转、右转、直行和 CUT-IN 行为识别结果统计表,本文主要预测转向行为,故直行平均预测时间未统计. 由结果可得,CUT-IN 行为的识别正确率较高,而左转和右转行为的识别正确率稍低. 本文对 CUT-IN 行为另建立了一个 HMM 模型,提高了识别正确率. 对于前车左转和右转行为,主要原因是未考虑弯道,容易将在

表 1 基于 HMM 的前车行为识别结果

前车行为	左转	直行	右转	CUT-IN
测试样本数量	66	51	60	13
正确识别数量	57	46	51	12
正确率/%	86.37	90.20	85.00	92.31
平均预测时间/s	2.39		2.11	2.10

弯道上行驶的车辆误检为执行转向操作。对于左转、右转和 CUT-IN 三种行为,在行为完成时前 2 s 就可识别出来,为接下来的碰撞预警,提供了充足的预警时间。

4.3 碰撞预警结果

碰撞预警结果如图 4 所示,右侧正方形框中车辆正在中间车道行驶,计算出此时的 TTC 时间为 3s,结合前车行为识别结果,左侧车辆正在执行 CUT-IN 行为,试图向左边车道,即本车车道换道行驶。此时系统便可判定存在碰撞风险,并提醒驾驶员注意减速行驶。



图 4 碰撞预警结果

为了验证风险评估因子 τ 的有效性,本文采集了 17 组 CUT-IN 行为作为测试数据,分别计算加入风险评估因子和不加入风险评估因子的预警时间,并统计二者差值,如图 5 所示,横坐标表示测试样本序号,纵坐标表示加入风险评估因子与不加风险评估因子的预警时间的差值 Δt 。结果表明,加入风险评估因子后的预警时间比未加入风险评估因子的预警时间平均提前 2.04 s,为驾驶员留有充足的时间采取避障措施。

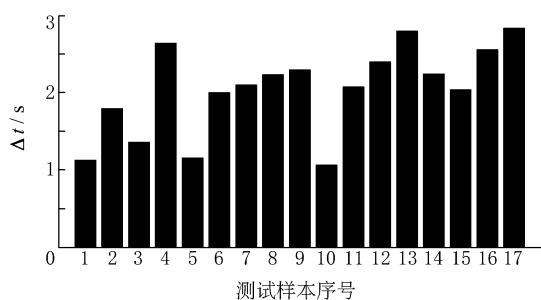


图 5 加入风险评估因子 τ 后比传统 TTC 提前预警的时间统计

本文提出一种基于前方车辆行为识别的防碰撞预警系统,首先利用 HOG 特征结合 SVM 对前方车辆进行识别,使用卡尔曼滤波跟踪检测车辆;然后采用 HMM 模型对车辆行为进行建模,识别前方车辆行为;最后将结合了前方车辆行为识别的风险评估因子引入碰撞风险评估表达式中,实

验结果表明,加入了风险评估因子后,对 CUT-IN 行为的碰撞预警时间比传统 TTC 方法提前了约 2s,验证了本方法的有效性。今后工作考虑弯道情况的车辆行为识别,进一步提高前车行为识别准确率。

参 考 文 献

- [1] Huh K, Seo C, Kim S H, et al. An experimental investigation of a CW/CA system for automobiles using hardware-in-the-loop simulations[C]// Proceedings of American Control Conference. San Diego: IEEE, 1999: 724-728.
- [2] Bonnin S, Weisswange T H, Kummert F, et al. General behavior prediction by a combination of scenario-specific models[J]. IEEE transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(4): 1478-1488.
- [3] Laugier C, Paromtchik I E, Perrollaz M, et al. Probabilistic analysis of dynamic scenes and collision risks assessment to improve driving safety[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2011, 3(4): 4-19.
- [4] Aoude G S, Desaraju V R, Stephens L H, et al. Driver behavior classification at intersections and validation on large naturalistic data set[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 724-736.
- [5] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J], Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [6] Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257-286.
- [7] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification[M]. Second Edition. New York: John Wiley & Sons, 2012.
- [8] Li X, Parizeau M, Plamondon R. Training hidden markov models with multiple observations—a combinatorial method[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(4): 371-377.
- [9] Dagan E, Mano O, Stein G P, et al. Forward collision warning with a single camera[C]// Proceedings of Intelligent Vehicles Symposium. Parma: IEEE, 2004: 37-42.
- [10] 郭磊,徐友春,李国强,等. 基于单目视觉的实时测距方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(1): 74-81.