

DOI: 10.3901/JME.2011.02.016

基于视觉复杂环境下车辆行驶轨迹预测方法^{*}

张润生¹ 黄小云¹ 刘 晶¹ 马 雷¹ 韩 睿¹ 赵玉勤¹ 杨新红²

(1. 燕山大学车辆与能源学院 秦皇岛 066004;

2. 北京航空航天大学交通科学与工程学院 北京 100191)

摘要: 安装在车辆正前方的电荷耦合摄像机(charge coupled device, CCD)实时获取道路图像, 利用灰度和梯度特征构成目标函数, 并用抛物线模型拟合道路边界, 使弯道路径和直道路径的识别统一化。将识别分成三个阶段, 并设定出各阶段的抛物线参数感兴趣区。采用遗传算法, 对抛物线各参数进行优化。通过初始化编码、计算适应度、多点交叉及变异等过程, 搜索出目标函数值近似最大的抛物线, 即最优解。通过道路识别得到道路曲率、预瞄点处的侧向偏差和方位偏差等, 为轨迹预测提供信息。基于运动学模型的车辆前轮转角, 根据动力学特性对其进行修正。建立基于预瞄的车辆转向动力学连续模型, 车辆前轮转角和道路曲率作为系统输入, 根据系统的采样频率将连续模型离散化, 运用 Kalman 滤波理论设计状态观测器, 实时观测车辆侧向速度和横摆角速度, 从而得到车辆运动轨迹。试验表明, 该方法既能在较复杂环境下较准确的拟合出路界线和预测出车辆运动轨迹, 并具有较强的实时性。

关键词: 智能车辆 道路边界识别 遗传算法 Kalman 滤波 状态观测器 车辆轨迹预测

中图分类号: U491.5

Image Vehicle Motion Trajectory Prediction Method Under Complex Environment

ZHANG Runsheng¹ HUANG Xiaoyun¹ LIU Jing¹ MA Lei¹ HAN Rui¹
ZHAO Yuqin¹ YANG Xinhong²

(1. College of Vehicle and Energy, Yanshan University, Qinhuangdao 066004;

2. School of Transportation Science & Engineering, Beihang University, Beijing 100191)

Abstract: The charge coupled device(CCD) installed in front of vehicle acquires road image in real-time, objective function is constituted by gray level and gradient character, and the road boundaries are fitted by using a parabola modal, so the identifications of the linear lane and the bent lane are unified. Identification is divided into three phases, the ROI of parabola parameters in each phase is set. The parameters of parabola are optimized by using genetic algorithm. The parabola with approximately maximum objective function value is searched out through processes of initialization coding, calculating fitness, multi-point crossover and mutation, that is the optimal solution. The road identification result is used to obtain the direction deviation and lateral deviation of preview point and the road curvature, thus providing information for trajectory prediction. Based on the dynamic characteristics, the vehicle front steer angle of kinematics model is modified. The vehicle front steer angle and the road curvature are used as input of system, the preview dynamic continuous model is built. According to the sampling frequency of system, the continuous model is discretized. Kalman filter theory is used to design the state observer for observing real-time lateral speed and yaw velocity of vehicle, thus obtaining the vehicles trajectory. The tests show that the method not only simulates the boundaries of road exactly under complex environment and predicts vehicle trajectory accurately, but also has strong real-time performance.

Key words: Intelligent vehicle Road boundary identification Genetic algorithm Kalman filter State observer
Vehicle trajectory prediction

^{*} 高等学校博士学科点专项科研基金(20070006011)和河北省教育厅科研项目计划(Z2008472)资助项目。20100210 收到初稿, 20100816 收到修改稿

0 前言

车道偏离预警主要包括道路和车辆状态感知与车道偏离评价算法两部分。国内外对于道路识别进行了一定的研究^[1-3]。一般是对图像进行预处理, 经过滤波、边缘检测等中间环节并最终将图像二值化^[4-5], 但是在复杂环境下这些方法的识别效果并不理想。而对于车辆状态感知、车辆行驶轨迹预测方法方面的研究还有待深入, 目前有基于车道交叉时间计算评价, 采用了横向速度恒定或转向半径一定的假设, 这与车辆实际的速度和方向控制特性有较大差别, 其评价结果误差较大^[6-7]。还有根据车辆稳态特性预估车辆侧向速度和横摆角速度, 不能完全真实地反映车辆瞬时动力学特性。STAR II 系统^[8]安装了横摆角速度传感器, 即陀螺仪等传感器, 其成本较高。

实现成本低, 行驶轨迹预测准确是系统实际应用的前提和基础。本文利用灰度图像, 依据目标函数采用抛物线模型拟合道路边界, 采用遗传算法优化抛物线参数, 实现道路识别, 得出道路曲率和车辆预瞄点处的侧向偏差和方位偏差, 结合车辆行驶速度根据车辆预瞄运动学模型获取前轮转角, 根据车辆动力学特性对其进行修正。建立基于预瞄的车辆转向动力学模型, 运用 Kalman 滤波理论设计了状态观测器, 实时观测车辆的侧向速度和横摆角速度, 进而预测车辆的行驶轨迹, 由于本方法考虑了道路的曲率, 并将其作为观测器模型的输入, 使预测轨迹更具有可靠性, 并在试验中取得良好的效果。

1 获取道路信息及车辆姿态信息

1.1 图像的获取与道路边界线的模型

道路图像信息是通过安装在车辆正前方的电荷耦合摄像机(Charge coupled device, CCD)实时获取的。本文黑白光学数字 CCD 实时获取一系列数字图像。但并不对图像进行预处理, 像素灰度值深度为 8 bit。

建立如图 1 所示的坐标系, 试验所用图像为 320 像素×240 像素, 一个像素代表一个单位长度。

所选用的抛物线模型为

$$x = ay^2 + by + c \quad (1)$$

该曲线能综合直线和弯曲两种路形。在式(1)中, a 代表道路边界的弯曲程度和趋向。如果 a 为正数, 道路向右转, a 为负数, 道路向左转。通常 a 值很小; b 代表道路边界在图像底部的斜率; c 的值反映了道路边界与 x 轴的交点坐标。由于车载 CCD

是斜置安装, 道路占据了图像的 2/3 左右, 考虑到实时性要求, 本试验的处理区域只有下方 150 像素以内的部分。如图 1 所示。

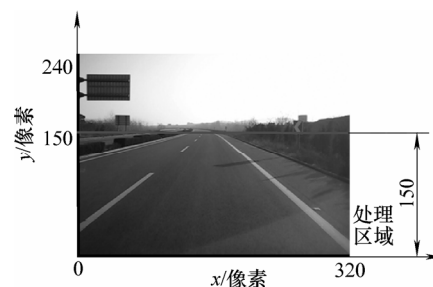


图 1 坐标系的建立及道路边界有效存在区域

1.2 道路边界的识别

道路边界识别指在给定的坐标系下, 用某一曲线(含直线)尽量精确地拟合道路边界, 即得到边界线在此坐标系下的代数方程。

1.2.1 确立目标函数

目标函数是用来评价拟合质量的指标。在复杂环境下, 由于存在大量噪声, 梯度特征在局部可能不明显, 但对于整个边界线而言, 梯度特征是非常明显的, 这几乎不受噪声或光线明暗程度的影响。

为了既能准确反映道路边界的灰度统计特性, 又能减少一些噪声的干扰, 以 3 像素×3 像素的小块作为最小统计单位。即当搜索到某一特定道路边界抛物线方程时, 在坐标系上此抛物线的轨迹位置, 依照 y 坐标等间隔(间隔为 3)原则由 x 轴往上依次取出 50 个点作为统计小块的中心点。当某些点的 x 坐标不在 2~319 时, 此时小块不在图像上, 不予计算。用 $N(N \leq 50)$ 表示实际统计块数, 计算小块梯度时的四种分块情况如图 2 所示。

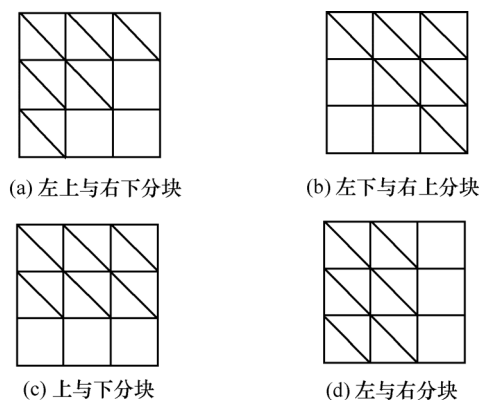


图 2 小块内部分块情况

目标函数是由小块内部灰度均值与道路平均灰度差值以及小块内部梯度值构成。左边界上, 梯度特征一般仅图 2a 较为明显; 当 $b > 2$ 时, 道路更接近水平, 此时图 2a 和 2c 特征均较为明显; 当 $b < 0.5$ 时, 道路更接近竖直, 图 2a 和 2d 特征均较

为明显。右边界同理。目标函数如式(2)、(3)所示。

(1) 左边界

$$F(a,b,c)=\begin{cases} \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(\alpha\Delta M(i)+\beta_1T_1(i)) & 0.5\leq b\leq 2 \\ \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(\alpha\Delta M(i)+\beta_1T_1(i)+\beta_3T_3(i)) & b>2 \\ \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(\alpha\Delta M(i)+\beta_1T_1(i)+\beta_4T_4(i)) & b<0.5 \end{cases} \quad (2)$$

(2) 右边界

$$F(a,b,c)=\begin{cases} \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(\alpha\Delta M(i)+\beta_2T_2(i)) & -2\leq b\leq -0.5 \\ \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(\alpha\Delta M(i)+\beta_2T_2(i)+\beta_3T_3(i)) & b<-2 \\ \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(\alpha\Delta M(i)+\beta_2T_2(i)+\beta_4T_4(i)) & b>-0.5 \end{cases} \quad (3)$$

式中 (a,b,c) ——搜索到的待评价抛物线
 n ——抛物线上的有效统计块数
 $\Delta M(i)$ ——抛物线上第 i 个小块的灰度均值与路面平均灰度间的差值
 α ——权系数
 $T_j(i)$ ——抛物线上第 i 个小块的第 j 种块内灰度均值差
 $\beta_i(i=1, 2, 3, 4)$ ——4 种块内灰度均值差的权系数

所以识别结果是目标函数值最大的曲线, 即灰度特征和梯度特征最明显的曲线。目标函数中各系数不同的选取如表 1、2 所示。

表 1 左界各系数的选取

参数	底部斜率 b		
	$0.5\leq b\leq 2$	$b>2$	$b<0.5$
α	0.4	0.2	0.2
β_1	0.6	0.5	0.5
β_3	0	0.3	0
β_4	0	0	0.3

表 2 右界各系数的选取

参数	底部斜率 b		
	$-2\leq b\leq -0.5$	$b<-2$	$b>-0.5$
α	0.4	0.2	0.2
β_2	0.6	0.5	0.5
β_2	0	0.3	0
β_4	0	0	0.3

1.2.2 遗传算法应用

由于抛物线模型中存在 a 、 b 和 c 三个参数,

为提高识别的实时性, 采用遗传算法对抛物线参数进行优化。

1.2.2.1 设置感兴趣区

感兴趣区是抛物线中 a 、 b 和 c 参数的特定搜索范围, 即优化参数的上、下限约束。由于连续图像之间的车道线位置变化很小, 所以可以充分利用上一帧的识别结果初始化本帧图像的识别参数, 从而减小了搜索的盲目性。

由于前几帧图像的识别还不稳定, 需要的搜索区域较大。而等到识别稳定后, 各参数的变化较小, 搜索区域也较小。因此设置各参数的感兴趣区方法如下所述。

(1) 第 1 帧图像的搜索盲目性较大, 但是考虑车辆在车道中的一般行驶位置, 可以将左右路界线的搜索范围设置在出现频率较大的区域。所以设置左右界抛物线各参数的感兴趣区分别为

左边界

$$-0.005\leq a\leq 0.005$$

$$0.3\leq b\leq 2.3$$

$$-100\leq c\leq 150$$

右边界

$$-0.005\leq a\leq 0.005$$

$$-2.3\leq b\leq -0.3$$

$$200\leq c\leq 450$$

(2) 从第 2 帧至第 6 帧为稳定识别的过渡期, 各参数的搜索范围减小, 但又不能过小, 防止路界线不在搜索范围内。设定前一帧图像的路界线模型参数分别为 a' 、 b' 和 c' , 因此各参数的感兴趣区分别为

$$a'-0.003\leq a\leq a'+0.003$$

$$b'-0.6\leq b\leq b'+0.6$$

$$c'-60\leq c\leq c'+60$$

(3) 6 帧以后, 识别结果趋于稳定, 连续图像之间各参数的变化较小, 所以根据各参数的物理意义, 分别设置如下

$$a'-0.001\leq a\leq a'+0.001$$

$$b'-0.15\leq b\leq b'+0.15$$

$$c'-15\leq c\leq c'+15$$

1.2.2.2 编码及产生初始种群

得到各参数的上下限约束后, 运用二进制编码方法对 a 、 b 和 c 三个参数分别进行编码。 a 和 b 的解分别精确到小数点后 4 位和 2 位, c 值取整数, 通过二进制的编码方法计算出各参数二进制串长及染色体总长 L 的值, 计算方法如式(4)所示, L 为一组 a 、 b 和 c 二进制串长的总和。最终计算结果如表 3 所示。

$$2^{k-1} < (x_2 - x_1) \times 10^m < 2^k \quad (4)$$

式中 k ——该参数所需的二进制串长

x_1, x_2 ——该参数的上、下限约束值

m ——该参数需要精确的小数点位数

表 3 各参数所需的二进制串长及染色体总长

帧数	a	b	c	L
第 1 帧	7 位	8 位	8 位	23 位
第 2~6 帧	6 位	7 位	7 位	20 位
6 帧以后	5 位	5 位	5 位	15 位

依据染色体总长随机产生一定数量的染色体基因码。例如第 1 帧图像左边界某个体的基因码为 01010100011100001011101, 其中前 7 位 0101010 表示参数 a , 第 8~15 位 00111000 表示参数 b , 15 位之后 01011101 表示参数 c 。基因码需通过式(5)解码才能得到各参数所对应的实数值。

$$x = x_1 + \frac{x' - x_1}{2^k - 1} \times (x_2 - x_1) \quad (5)$$

式中 x' ——基因码转化为 10 进制数的值

x ——该参数的基因码对应的实数值

因此上述基因码对应的 $a = -0.0017$, $b = 0.74$, $c = -9$ 。

虽然前几帧图像各参数相对于后续图像的取值变化较大, 但可以设置相同的种群大小, 通过设置不同的循环次数来找到全局最优解。因此设置各帧图像的染色体种群大小都为 50。

1.2.2.3 适应度设计

本文研究的是目标函数值最大问题, 个体适应度函数直接采用目标函数, 即目标函数值大的个体适应度高, 适应度最大的个体就是所求的最优解。因此适应度计算式为

$$S(a, b, c) = F(a, b, c) \quad (6)$$

1.2.2.4 遗传操作

初始化种群后就产生了遗传算法的父代, 再通过基于适应度的遗传操作生成下一代, 其操作包括选择、交叉和变异三个过程。

(1) 选择。采用轮盘赌选择法确定重组和交叉个体。一个种群中各个体被选择的概率

$$\eta_i = \frac{S_i}{\sum_{j=0}^{49} S_j} \quad (7)$$

式中 S_i ——第 i 个个体的适应度值

$\sum_{j=0}^{49} S_j$ ——该种群的适应度总和

适应度高的个体被选择的概率大, 适应度低的个体很可能被淘汰。运用精英保留模型的方法, 将

上一代中适应度最高的基因个体保留到下一代。

(2) 交叉。交叉的目的是为下一代产生新的个体, 是遗传算法获取新优良个体的重要手段。通过交叉产生的新个体将替代被交叉的父代个体。选择出交叉个体后, 该个体将于其后一个个体进行交叉。由于有 a 、 b 和 c 三个参数, 个体染色体较长, 所以采用的是多点交叉的方法随机产生三个交叉点位置, 即将一条染色体分成了四段, 在第二段和第四段进行交叉, 如下所述。

若第 5 帧图像识别中, 某两个交叉个体的基因码分别为 10101001010001011010, 1011000100110111100。随机产生的三个交叉点位置分别为 4、13 和 18。交叉后产生的两个新个体为 10100001001101011000, 10111001010001111110。

交叉操作的频率越高, 可以更快地收敛到最有希望的最优解区域, 但太高的频率也可能导致过早收敛, 使算法陷入局部最优, 得不出全局最优解。交叉率 c_r 基本反映了交叉操作频率的高低, 即对每个个体随机产生一个 0~1.0 的小数, 当该数值小于 c_r 时将对此个体进行交叉操作。交叉率一般取值 0.4~0.9^[9]。图 3~6 是在取不同的交叉率时, 识别的效果图。通过大量试验确定交叉率选取 0.45 较为合适。



图 3 $c_r=0.4$ 时的识别效果



图 4 $c_r=0.45$ 时的识别效果



图 5 $c_r=0.5$ 时的识别效果



图 6 $c_r=0.8$ 时的识别效果

(3) 变异。变异的目的是为避免过早收敛, 对于保持种群的多样性非常重要。如第 10 帧种群中, 被选择出的变异个体为 011001000100110。随机产生变异因子 9, 则产生一新个体 011001000000110。

变异率 m_r 基本反映了变异操作概率的高低, 即对每个个体随机产生一个 0~1 的数, 当该数值小于 m_r 时将对此个体进行变异操作。选取高变异率, 虽然增加样本模式的多样性, 但可能会引起不稳定。种群大小及染色体长度越大, 变异率选取越小, 一般取 0.001~0.1^[8]。图 7 和图 8 显示了变异率是否合适的效果图。通过大量试验确定变异率取 0.05 较

为合适。



图 7 变异率过高的效果



图 8 合适变异率的效果

1.2.2.5 定世代数

世代数 g_{\max} 是种群的繁殖代数, 它作为搜索是否终止的判断条件, 即循环次数。对于识别效果十分重要。如果世代数过少, 很可能在识别结束时, 还没搜索到正确曲线。同时识别要求较强的实时性, 所以世代数又不能太大。

由于在不同阶段, 各参数的取值区域大小不同, 搜索出最优解所需的世代数也不相同。通过大量试验确定了各阶段世代数的大小, 如表 4 所示。识别效果如图 9 和图 10 所示。

表 4 识别各阶段所需世代数及所用时间

参数	第 1 帧	第 2~6 帧	6 帧以后
世代数 g_{\max}	180	120	25
用时 t/ms	210	150	30



图 9 弯道识别效果



图 10 直道识别效果

1.2.3 车辆姿态信息

车辆预瞄点设定在 CCD 光轴上, 距离本车 33.5 m。当车载 CCD 的安装位置、倾角等各参数确定后, 图像的几何畸变即可确定, 识别出的道路边界线即可转换为大地坐标系下的实际道路方程, 从而得出车辆预瞄点处的道路曲率、方位偏差和侧向偏差, 图 11 为道路识别结果示意图。其中, y_L 为侧向偏差, 右侧为正; e_L 为方位偏差, 逆时针为正; K_L 为道路曲率因子, 道路向右侧弯曲为正。

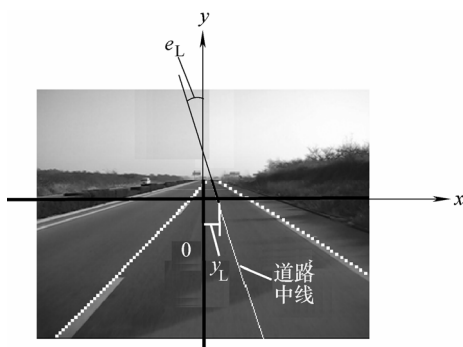


图 11 道路识别结果示意图

2 车辆前轮转角预测

本文试验所用车辆的主要参数如表 5 所示。

表 5 试验所用车辆的主要参数

参数	数值
轴距 L/m	1.96
质心位置距离前轴后轴的位置 l_f/m	0.90
质心位置距离后轴的位置 l_r/m	1.06
整备质量 m_1/kg	960
总质量 m/kg	1 460
前轮侧偏刚度 $k_f/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	60 000
后轮侧偏刚度 $k_r/(\text{N} \cdot \text{rad}^{-1})$	60 000
车辆绕 z 轴转动惯量 $I_{zz}/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	2 100

2.1 运动学车辆前轮转角预测

图 12 为车辆转向示意图。其中, O 为车运动学转向中心; O_1 为车辆动力学转向瞬心; D_L 为预瞄距离; L 为车辆轴距; δ_k 为运动学前轮转角; δ_D 为动力学前轮转角; v_x 为车辆纵向速度; R_0 和 R_1 分别为运动学和动力学的转弯半径。

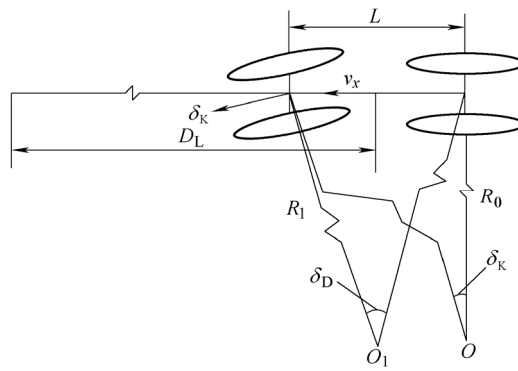


图 12 车辆转向示意图

当车辆行驶速度较低, 不考虑轮胎侧偏, 根据图 12 可得基于预瞄的车辆运动学转向模型

$$\dot{y}_L = v_x e_L - \frac{v_x}{L} D_L \delta_k \quad (8)$$

$$\dot{e}_L = v_x K_L - \frac{v_x}{L} \delta_k \quad (9)$$

本文中系统工作频率为 10 Hz, 因此工作周期 $T = 0.1 \text{ s}$ 。根据式(9)可得车辆运动学转角

$$\delta_k = LK_L - \frac{(e_{Lk} - e_{L(k-1)})L}{v_x T} \quad (10)$$

式中, e_{Lk} 、 $e_{L(k-1)}$ 分别为 k 和 $k-1$ 时刻车辆预瞄点处的方位偏差。

2.2 动力学特性对前轮转角修正

车辆转向行驶时, 对于运动学及动力学的前轮转角定义分别如图 12 中 δ_k 及 δ_D 所示, 由于根据运动学模型得到前轮转角与实际的车辆动力学前轮转角存在偏差, 因此为保证车辆轨迹预测的可靠性, 需根据车辆动力学特性对运动学前轮转角进行修正, 方法如下。

车辆的 2 自由度转向动力学模型如式(11)所示, 各参数详见表 5。

$$\begin{cases} \dot{v}_y = -\frac{k_r + k_f}{mv_x} v_y + \left(\frac{l_r k_r - l_f k_f}{mv_x} \right) \gamma + \frac{k_r}{m} \delta_D \\ \dot{\gamma} = -\frac{-l_f k_f + l_r k_r}{I_{zz} v_x} v_y + \left(\frac{l_r^2 k_r - l_f^2 k_f}{I_{zz} v_x} \right) \gamma + \frac{l_f k_f}{I_{zz}} \delta_D \end{cases} \quad (11)$$

动力学转角 δ_D 作为式(11)输入, 可得车辆转向时横摆角速度 γ 与 δ_D 的函数关系, 令 $R_0 = R_1$, 求得与 δ_D 转向效果相同的 δ_K , 其函数表达式为

$$\delta_K = \frac{L}{R_0} = \frac{L}{R_1} = \frac{L}{\left(\frac{v_x}{\gamma} \right)} = \left(\frac{L}{v_x} \right) \frac{v_x \delta_D}{L + K_\mu v_x^2} = \frac{L \delta_D}{L + K_\mu v_x^2} \quad (12)$$

因此, 动力学特性对运动学前轮转角的修正系数

$$f = \frac{\delta_D}{\delta_K} = \frac{(L + K_\mu v_x^2)}{L} = \frac{1 + K_\mu v_x^2}{L} \quad (13)$$

式中 $K_\mu = \frac{m(l_r k_r - l_f k_f)}{L k_f k_r}$

图 13 为修正系数 f 随车速的变化曲线, 从图 13 中可知修正系统 f 随车速变化较大, 由于整车质量不能在线获取, 因此采用随车辆速度变化的修正系统 f 。选取车辆半载条件下 $m = 1215 \text{ kg}$ 作为车辆质量, 修正系数 $f = 1 + 0.000843 v_x^2$ 。

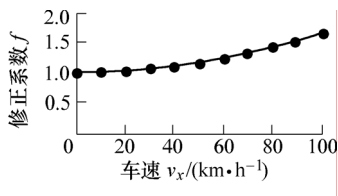


图 13 修正系数 f 随车速的变化曲线

3 Kalman 滤波状态观测器设计

3.1 Kalman 滤波理论

Kalman 滤波的数学模型以动态的系统方程和测量方程来描述系统, 两个方程分别表示如下

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{k+1} &= \boldsymbol{\Phi}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{u}_k + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{Y}_k &= \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (14)$$

式中 $\boldsymbol{\Phi}_k$, \mathbf{G}_k ——转移矩阵

\mathbf{u}_k ——系统非随机状态输入

\mathbf{H}_k ——状态观测矩阵

\mathbf{X}_k ——系统的状态矢量

\mathbf{Y}_k ——系统的量测输出

$\boldsymbol{\omega}_k$, \mathbf{v}_k ——状态噪声和测量噪声, 均为高斯白噪声, 其协方差矩阵分别为

\mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2

Kalman 滤波预测基本公式如下^[9]

状态预测值

$$\hat{\mathbf{X}}_{(k+1)/k} = \boldsymbol{\Phi}_k \hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{u}_k \quad (15)$$

预测误差方差阵

$$\hat{\mathbf{P}}_{(k+1)/k} = \boldsymbol{\Phi}_k \mathbf{P}_k \boldsymbol{\Phi}_k^T + \mathbf{R}_1 \quad (16)$$

增益矩阵

$$\mathbf{K}_k = \hat{\mathbf{P}}_{(k+1)/k} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_{(k+1)/k} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_2)^{-1} \quad (17)$$

滤波方程

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{(k+1)/k} + \mathbf{K}_{(k+1)} (\mathbf{Y}_{k+1} - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k+1}) \quad (18)$$

滤波误差方差阵

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \hat{\mathbf{P}}_{(k+1)/k} \quad (19)$$

3.2 Kalman 滤波模型建立及状态观测过程

根据图 12, 在考虑轮胎侧偏时, 车辆的运动学模型为^[10]

$$\begin{cases} \dot{y}_L = v_x e_L - v_y - \gamma D_L \\ \dot{e}_L = v_x K_L - \gamma \end{cases} \quad (20)$$

将车辆 2 自由度动力学模型式(11)与车辆运动学模型式(20)联立可得车辆预瞄动力学模型

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{B} \mathbf{u}$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{C} \mathbf{x} + \mathbf{D} \mathbf{u} \quad (21)$$

$$\text{式中 } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} -\frac{k_f + k_r}{mv_x} & \frac{l_r k_r - l_f k_f}{mv_x} & 0 & 0 \\ \frac{l_r k_r - l_f k_f}{I_{zz} v_x} & \frac{l_r^2 k_r - l_f^2 k_f}{I_{zz} v_x} & 0 & 0 \\ -1 & -D_L & 0 & v_x \\ 0 & -1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \frac{k_f}{m} & 0 \\ \frac{l_f k_f}{I_{zz}} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & v_x \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} v_y \\ \gamma \\ y_L \\ e_L \end{pmatrix} \quad \mathbf{u} = \begin{pmatrix} \delta_D \\ K_L \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{D} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

由于系统的工作频率为 10 Hz, 因此按照采样

间隔 0.1 s 将上述连续时间系统模型离散化后即可得到对应于式(14)的离散时间系统。模型式(20)中状态 y_L 和 e_L 通过车载 CCD 图像在线直接测得, 根据 Kalman 滤波理论, 系统状态 v_y 和 γ 可根据式(18)滤波方程实时求得。同时误差方差矩阵 $\hat{P}_{(k+1)/k}$ 、 P_{k+1} 和增益 K_k 计算只取决于矩阵 R_1 、 R_2 、 ϕ_k 和 H_k , 若上述矩阵为定常的, 即模型式(14)表示线性定常系统, 且可控可观测的, 故其条件误差方差阵存在稳态解, 则 $\hat{P}_{(k+1)/k}$ 、 P_{k+1} 和增益 K_k 即可在滤波器投入运行前就离线计算好, 极大地缩小了在线计算量。

本文所用模型包含变量 v_x , 由于车辆速度变化较大, 导致模型中矩阵 ϕ_k 摄动很大, 使观测精度下降。为了提高在线观测精度, 本文采用双观测器同时观测的方法, 首先, 车辆速度 v_x 以 10 km/h 为间隔取为 10 的整数倍, 分别对连续模型进行离散化, 通过离线方式分别计算 Kalman 观测器的增益 K_k , 实际应用时根据车速状态 v_x , 调整各速度对应 Kalman 增益的权重, 叠加得到较准确的观测结果。

权重计算采用线性比例运算, 计算方法如下

$$\hat{x}_s = \left(1 - \frac{v_x - v_1}{10}\right) \hat{x}_1 + \left(\frac{v_2 - v_x}{10}\right) \hat{x}_2 \quad (22)$$

式中 v_x ——当前车速

v_1, v_2 —— v_x 两端连续模型离散化所对应的车速, 即如果 $v_x = 67$ km/h, 那么 $v_1 = 60$ km/h, $v_2 = 70$ km/h

\hat{x}_1, \hat{x}_2 ——以车速为 v_1 和 v_2 离散化模型所观测的系统状态

\hat{x}_s ——实际观测值

以车速 88 km/h 为例, 在平缓弯曲的路面条件下, 由试验确定: 道路平均曲率约为 0.001, 离线计算得到

$$R_1 = 0.01$$

$$R_2 = \begin{pmatrix} 0.01 & 0 \\ 0 & 0.01 \end{pmatrix}$$

$$P_0 = \begin{pmatrix} 0.01 & 0.025 & 0.004 & 0.1 \\ 0.02 & 0.002 & 0.02 & 0.078 \\ 0.05 & 0.065 & 0.053 & 0.12 \\ 0.043 & 0.032 & 0.04 & 0.23 \end{pmatrix}$$

$$K_{90} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.444 & 3.245 \\ -0.467 & 1.630 \end{pmatrix}$$

$$K_{80} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.534 & 2.722 \\ -0.442 & 1.478 \end{pmatrix}$$

根据式(22)可得 $\hat{x}_s = 0.2\hat{x}_{80} + 0.8\hat{x}_{90}$, 利用第四部分所建立的仿真模型, 当前轮转角为 0.05 rad 时, 两个观测器得到状态分别为

$$\hat{x}_{90} = \begin{pmatrix} -1.417 \\ 0.4008 \\ -3.498 \\ -0.0582 \end{pmatrix} \quad \hat{x}_{80} = \begin{pmatrix} -1.996 \\ 0.418 \\ -3.524 \\ -0.0658 \end{pmatrix}$$

而仿真模型实际状态与观测状态分别为

$$x_z = \begin{pmatrix} -1.88 \\ 0.415 \\ -3.519 \\ -0.0642 \end{pmatrix} \quad x_s = \begin{pmatrix} -1.872 \\ 0.4152 \\ -3.811 \\ -0.0683 \end{pmatrix}$$

可以看出, 此权重计算可以满足观测准确度要求。

4 仿真及试验分析

4.1 仿真结果分析

在 Matlab/Sumilink 中搭建车辆 2 自由度连续系统模型及离散 Kalman 状态观测器模型, 设定仿真步长 0.01 s、观测器采样间隔 0.1 s 及道路平均曲率 0.001, 分别进行匀速、加速, 半载(1 215 kg)、满载(1 460 kg)等工况的仿真, 得出车辆仿真模型和观测器输出的横摆角速度及侧向速度。图 14~16 中的 1、2、3、4 分别为车辆实际横摆角速度 γ 、车辆实际侧向速度 v_y 、观测所得横摆角速度 γ_{kal} 及观测所得侧向速度 v_{ykal} 。

图 14~16 分别为车辆半载、转弯 $\delta = 0.1$ rad, 匀速 88 km/h 行驶工况和车辆半载, 转弯 $\delta = 0.01$ rad, 从 60~80 km/h 以加速试为 0.2 m/s^2 行驶工况, 及车辆满载、转弯 $\delta = 0.01$ rad, 匀速 80 km/h 行驶工况的车辆运行过程及观测所得的横摆角速度及侧向速度曲线。

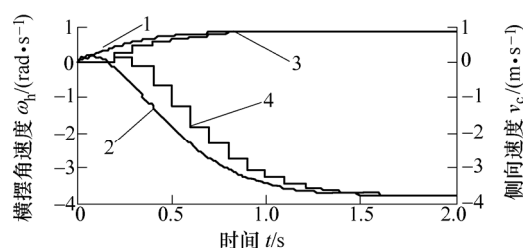


图 14 车辆半载匀速工况仿真曲线

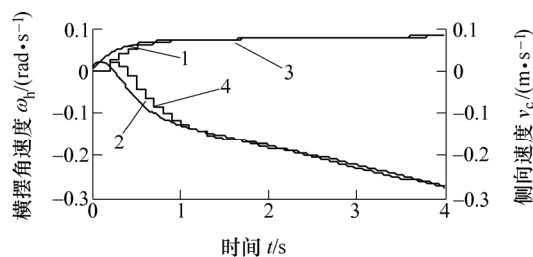


图 15 车辆半载匀加速工况仿真曲线

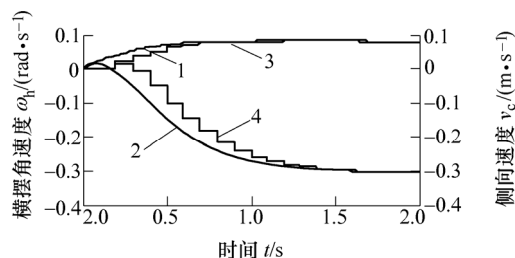


图 16 车辆满载匀速工况仿真曲线

由图 14~16 可以看出理想仿真环境下,大转角(图 14)情况观测器的初始偏差较之小转角情况要大,但观测器初始偏差逐渐收敛,且车速对观测器精度的影响较小,另外车辆负荷对观测器横摆角速度的影响相对略大,对侧向速度的观测存在静差但小于 10%,在误差允许范围内。

4.2 试验结果对比分析

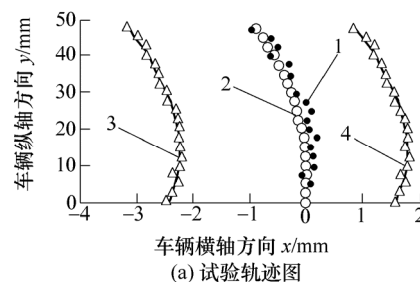
通过在试验过程中实时绘制车辆轨迹曲线可以验证算法的实时性及准确性。通过车载 CCD 图像直接可得实际道路方程预瞄点处的数据 y_L 、 e_L 和 K_L ,通过简单的变换即可得到车辆质心处在道路上的位置;通过观测器观测可得车辆的状态侧向速度 v_y 及横摆角速度 γ ,从而可以分别绘出车辆实际运行轨迹和观测所得的运行轨迹。试验中分别进行匀速、加速,半载,满载等工况的试验,根据当前车速 v_x 和观测器输出的 v_y 和 γ 的值,实时预测车辆行驶轨迹,并将预测轨迹显示于采集图像上,预测时间为 2 s。

图 17a、18a、19a 为试验轨迹曲线,每组试验数据为 20 个,即采样时间 2 s;图 17b、18b、19b 为实时轨迹预测曲线。其中,图 17a、18a、19a 各试验轨迹曲线中的 1、2、3、4 分别为车辆实际行驶轨迹、观测轨迹、道路左边界和道路右边界。

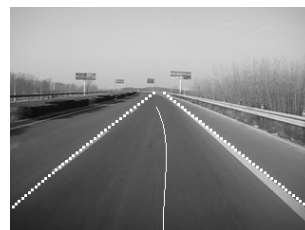
图 17~19 所示分别为车辆半载匀速 90 km/h、车辆半载速度由 80 km/h 起以加速度为 0.2 m/s^2 ,及车辆满载速度由 70 km/h 起以加速度 0.18 m/s^2 行驶工况车辆实际运行及观测所得的轨迹曲线和实时轨迹预测曲线。

由图 17~19 可以看出实际环境下,车速对观测器精度的影响较小,而满载(图 19)工况下,观测器的跟踪精度略有下降,但整体误差在允许范围内,

可以认为观测器的实时性及准确度较好。

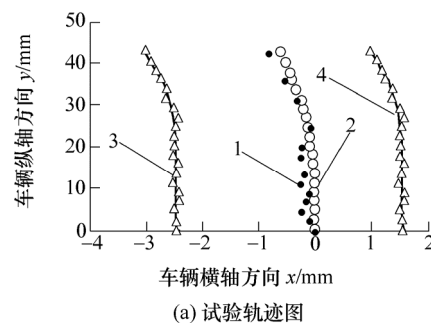


(a) 试验轨迹图



(b) 轨迹预测图

图 17 车辆半载匀速 90 km/h 工况试验曲线

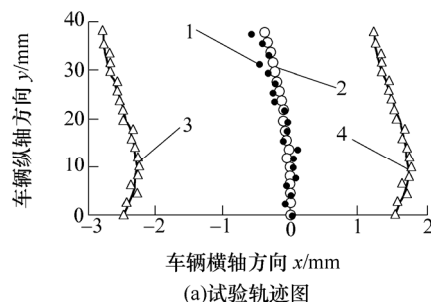


(a) 试验轨迹图



(b) 轨迹预测图

图 18 车辆半载匀加速工况实验曲线



(a) 试验轨迹图



(b) 轨迹预测图

图 19 车辆满载匀加速工况试验曲线

5 结论

(1) 经大量试验统计, 本方法在较好的环境下准确道路识别率可达到 100%, 在复杂环境下准确识别率能达到 90% 以上。

(2) 通过对各阶段感兴趣区的设置以及遗传算法的应用, 使得不同阶段的道路识别都能满足较高的准确性及较强的实时性。

(3) 利用道路识别结果, 对比车辆运动学与动力学计算的前轮转角定义, 得出修正所用的比例因子算式, 并分析了速度的影响。

(4) 建立车辆预瞄动力学模型, 运用 Kalman 滤波理论设计状态观测器, 实时观测车辆侧向速度和横摆角速度。由于 Kalman 滤波迭代算法, 使状态观测器很好地适应了由于模型摄动对观测精度的影响, 并提出了双观测器的权重分配方法, 验证了叠加计算后的结果满足观测准确度要求。

(5) 将道路曲率和前轮转角作为状态观测器输入, 使本方法适用于直线和弯曲道路等工况, 提高了方法的适用范围。

(6) 将方法分别应用于仿真及试验, 对比分析, 证明本算法具有较好的实时性及准确性, 同时给出实时轨迹预测曲线, 具有良好的工程应用前景。

参 考 文 献

- [1] HUH K, PARK J, HWANG J. A stereo vision-based obstacle detection system in vehicles[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2008, 46(2): 168-178.
- [2] 周欣, 黄席樾. 汽车智能辅助驾驶系统中的单目视觉导航技术[J]. 机器人, 2003(4): 18-22.
ZHOU Xin, HUANG Xiyue. Monocular vision navigation in vehicle intelligent auxiliary drive system[J]. Robot, 2003(4): 18-22.
- [3] 余天洪, 贾阳, 王荣本, 等. 基于熵最大化分割的直线型车道标识识别及跟踪方法[J]. 公路交通科技, 2006, 23(6): 112-115.
YU Tianhong, JIA Yang, WANG Rongben, et al. Linear lane identification and tracking method study based on maximum entropy image segmentation[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2006, 23(6): 112-115.
- [4] JUNG C R, KELBER C R. A robust linear-parabolic model for lane following[C]//The 17th Brazilian Symposium on the Computer Graphics and Image Processing, 2004: 72-79.
- [5] ALBERTO B, STEFANO C. An agent based evolutionary approach to path detection for off-road vehicle guidance[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(11): 1164-1173.
- [6] LEE S K, KWON W, LEE J W. A vision based lane departure warning system[C]//Proceedings of the 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1999: 160-165.
- [7] BATAVIA P H. Driver-adaptive lane departure warning systems[D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1999.
- [8] SUKHAN L, WOONG K, JAE W L. A vision based lane departure warning system[C]//Intelligent Robots and Systems, Oct.17-21, 1999, Kyongju, South Korea, 1999: 160-165.
- [9] 邓自立. 卡尔曼滤波与维纳滤波[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2001.
DENG Zili. Kalman filter and Wiener filter[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2001.
- [10] 马雷, 王荣本. 高速智能车辆状态观测器设计[J]. 吉林大学学报(工学版), 2005, 35(2): 174-178.
MA Lei, WANG Rongben. State observer design on high speed intelligent vehicle[J]. Journal of Jilin University of Technology(Engineering and Technology Edition), 2005, 35(2): 174-178.

作者简介: 张润生, 男, 1960 年出生, 博士研究生, 副教授。主要研究方向为智能车辆。

E-mail: zrs1960@sohu.com