

DOI:10.3969/j.issn.1000-1298.2010.05.006

复杂环境下车辆前方多车道识别方法*

张润生 黄小云 马雷

(燕山大学车辆与能源学院, 秦皇岛 066004)

【摘要】 在识别行驶车道的基础上,通过控制感兴趣区将识别从单车道扩展到多车道。为提高复杂工况下识别的准确性,引入车道识别置信度,对每条分道线识别的准确程度进行判断,并针对复杂工况的特点给出置信度的计算方法。若置信度低于阈值,将对各搜索参数的感兴趣区进行相应的调整,避免了搜索目标不在所设感兴趣区内。同时通过对序列图像各车道识别置信度分析,结合车道自身结构特点,对各车道识别效果进行判别,可有效地剔除相邻车道行驶车辆和行驶车道旁因不存在车道而对识别的影响,提高了识别可靠性。

关键词: 智能车辆 多车道识别 置信度 感兴趣区

中图分类号: U491 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)05-0024-06

Method on Identification of Multi-lane Frontage under the Complex Condition

Zhang Runsheng Huang Xiaoyun Ma Lei

(College of Vehicle and Energy, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract

Based on identified driving lane, identification will be extended from single-lane to multi-lane by way of ROI (region of interest) control. The concept of confidence was introduced in order to judge the degree of accuracy on each lane, and the calculation of confidence was given under the complex condition. If the accuracy of some lanes was below the threshold, those ROI of the search parameters would be adjusted accordingly so as to avoid the search target being out of the established ROI. At the same time, by analyzing the image sequences, with the combination of the structural characteristics of each lane, the identification result was judged, that could effectively eliminate the effect of vehicles driving on adjacent lanes and remain no lane next to the driving lane upon identification. In this way, the recognition reliability increased. It is proved that this method could improve the accuracy of multi-lane identification.

Key words Intelligent vehicle, Multi-lane identification, Confidence, ROI

引言

目前国内外道路识别方法一般要对图像进行预处理,经过滤波、边缘检测等中间环节并最终将图像二值化^[1-2]。例如,基于统计特征的马氏距离模式识别法,基于熵最大化边缘提取的直线型车道标识线识别及跟踪方法^[3-6]等,而且其识别对象主要是单车道。

本文利用灰度图像,在识别出行驶车道的基础上,继续通过搜索区域的控制将识别扩展到多车道。

本文还提出针对复杂工况运用置信度来检测识别结果的准确程度及置信度的计算方法。在识别不够准确的情况下,调整感兴趣区,来提高后续图像识别的准确性。同时通过对连续图像置信度的分析,以及车道本身结构特点,可以减小相邻车道行驶车辆和行驶车道旁因不存在车道而对识别的影响。

1 图像获取与道路边界模型建立

道路位置信息是通过机器视觉来获取的。安装

收稿日期:2009-10-20 修回日期:2009-11-09

* 河北省教育厅科研基金资助项目(Z2008472)

作者简介:张润生,副教授,博士生,主要从事智能车辆研究, E-mail: zrs1960@sohu.com

在车辆正前方的 CCD 能实时获取道路信息,得到一系列数字图像。本文用 VC++ 6.0 驱动黑白光学 CCD 获取图像,但并不对图像进行预处理,像素灰度值深度为 8 bit。

道路边界的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。建立如图 1 所示的坐标系,所用图像大小为 320 × 240 像素,一个像素代表一个单位长度。

所选用的曲线二次抛物线模型为

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

该曲线能综合直线和弯曲两种路形。在式(1)中,参数 a 代表道路边界的弯曲程度和趋向。如果 a 为正数表示道路向右偏, a 为负数反之。通常 a 值很小;参数 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,本实验的处理区域只有下方 150 像素以内的部分。如图 1 所示。

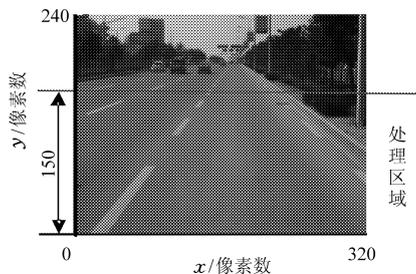


图 1 坐标系的建立及道路边界有效存在区域

Fig.1 Establishment of reference frame and the existent region of the lanes

2 多车道线识别

针对复杂工况下行驶车道以及行驶车道的左侧邻车道和右侧邻车道的识别,首先识别行驶车道的左右界线,然后在假定左右邻车道存在的前提下,分别在两侧目标车道线可能存在的像素区内进行搜索,识别出左右邻车道的路界线。

2.1 行驶车道识别

为了既能准确反映道路边界的灰度统计特性,又能减少一些噪音的干扰,以像素 3 × 3 的小块作为最小统计单位,如图 2 所示。

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 之间时,此时小块不在图像上,不予计算。这里用 $N(N \leq 50)$ 表示实际统计块数。

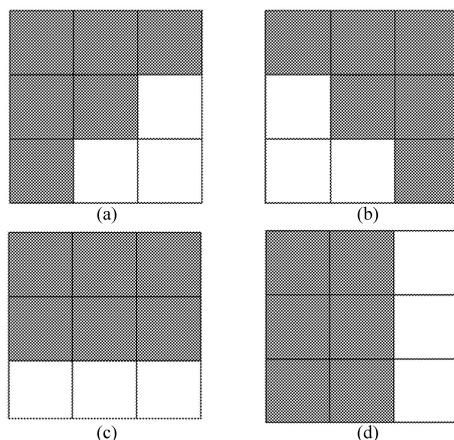


图 2 小块内部分块情况

Fig.2 Four modes of division inside the square

- (a) 左上与右下分块
- (b) 左下与右上分块
- (c) 上与下分块
- (d) 左与右分块

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,梯度特征在个别小块内可能不明显,对于整个道路边界线而言,多数小块的内部差值特征是比较明显的,其受噪声或光线明暗程度的影响并不显著。所以目标函数是由小块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,一般仅图 2a 形式的梯度特征较为明显。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。目标函数如下所示:

(1) 左边界

$$F(a, b, c) =$$

$$\begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_1 T_1(i)) & (0.5 \leq b \leq 2) \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_1 T_1(i) + \beta_3 T_3(i)) & (b > 2) \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_1 T_1(i) + \beta_4 T_4(i)) & (b < 0.5) \end{cases}$$

(2) 右边界

$$F(a, b, c) =$$

$$\begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_2 T_2(i)) & (-2 \leq b \leq -0.5) \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_2 T_2(i) + \beta_3 T_3(i)) & (b < -2) \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_2 T_2(i) + \beta_4 T_4(i)) & (b > -0.5) \end{cases}$$

式中 a, b, c ——搜索到的待评价抛物线参数

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道路平均灰度的差值

α ——权系数

$T_1(i)、T_2(i)、T_3(i)、T_4(i)$ ——抛物线上第 i 个小块的 4 种块内灰度均值差

β_i ——4 种块内灰度均值差的权系数, $i = 1, 2, 3, 4$

所以识别结果是在感兴趣区内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。当某抛物线有效统计块数过少时,不可能是道路边界,而其统计特性极易受噪声影响而出现误判。因此本文设定当 $n < 5$ 时目标函数值为零。图 3 为行驶车道识别结果。

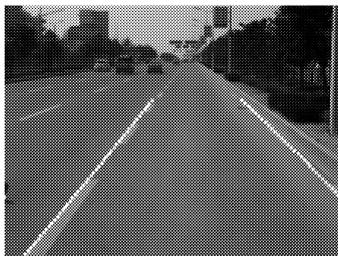


图 3 行驶车道边界线识别结果

Fig. 3 Identification result of driving lane

由于相邻图像之间的车辆行驶位置变化很小,所以可直接利用 Kalman 滤波得到下一帧图像搜索参数的预测值,作为下一帧图像的搜索中心,再设定其搜索节点数目和节点间隔,得到一个特定的搜索区域,即下一图像的搜索感兴趣区。感兴趣区的设定减小了识别的盲目性,提高了实时性^[7]。道路边界的抛物线模型统一采用式(1)表示。路径识别转化为在感兴趣区范围内寻求目标函数值最大的抛物线参数 $a、b$ 和 c ,使抛物线精确地拟合道路边界。参数优化的方法可选用蚁群算法^[8-9]、遗传算法等方法,由于篇幅所限,本文不作相关阐述。目标函数参数优化等相关内容参看文献[10]。

2.2 邻车道识别

在复杂环境下,由于邻车道的路界线在图像上的灰度和梯度特征与行驶车道相同,所以在识别左右邻车道时所用的抛物线模型、目标函数和搜索方法也与行驶车道相同。本文对邻车道分道线或道路边缘线的识别方法主要是在识别出行驶车道的基础上,通过控制感兴趣区来实现的。

令图 3 中行驶车道的左右分道线的抛物线方程分别为

$$x = a_1 y^2 + b_1 y + c_1 \quad (2)$$

$$x = a_2 y^2 + b_2 y + c_2 \quad (3)$$

左右邻车道的分道或路界抛物线方程分别为

$$x = a_3 y^2 + b_3 y + c_3 \quad (4)$$

$$x = a_4 y^2 + b_4 y + c_4 \quad (5)$$

要得到这些分道或路界线的位置也就是要获得 $a_i、b_i$ 和 c_i 的值(i 取 1,2,3,4)。而这 3 个搜索参数中 a_i 表示道路边界的弯曲程度和趋向,其本身变化很小,所以 a_i 的搜索范围可以不变。参数 b_i 代表道路边界在图像底部的斜率。根据机器视觉的成像原理,前方图像都有向图像顶部中心靠拢的趋势,所以如果存在多车道, b_i 必然有 $b_3 > b_1$ 和 $b_4 < b_2$ 的关系。其相对变化的大小要通过大量实验确定。 c_i 反映了道路边界与 x 轴的交点坐标,由于同一条道路各车道宽度相同的特点,在抛物线模型中 c_i 值搜索范围与 $c_2 - c_1$ 的值有关。从图 3 中可以看出,离本车道左右路界较近的像素区不可能存在路界线,所以不必进行搜索,可以提高实时性,但是由于左右侧可能存在绿化带,因此这个不搜索的区域又不能过大。本文设定不搜索区域的大小为 40。

在确定的范围内搜索可以提高识别的实时性,但是如果所设各参数的搜索范围太小将造成识别不准确的结果,如图 4 和图 5 所示。

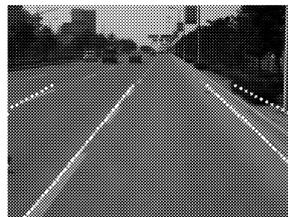


图 4 b_3 值搜索区域过小

Fig. 4 Searching area of b_3 is too small

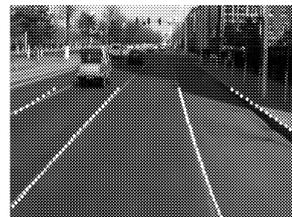


图 5 c_3 搜索范围过小

Fig. 5 Searching area of c_3 is too small

无论是直道还是弯道,相邻车道的路界线在图像的下半部分不可能相交。所以在识别过程中,如果在 $y \leq 120$ 的范围内,搜索曲线与行驶车道线相交,那么该曲线的目标函数值为零。

最终设定这 6 个参数的搜索范围为

$$a_3 \in (a_1 - 0.002, a_1 + 0.002)$$

$$b_3 \in (b_1 + 1, b_1 + 2)$$

$$c_3 \in (c_1 - 40, c_1 - (c_2 - c_1))$$

$$a_4 \in (a_2 - 0.002, a_2 + 0.002)$$

$$b_4 \in (b_2 - 2, b_2 - 1)$$

$$c_4 \in (c_2 + 40, c_2 + c_2 - c_1)$$

利用搜索范围设定的感兴趣区,对图像进行多车道识别,结果如图 6 所示。识别各分道线和路界线的 $a、b、c$ 3 个参数值如表 1 所示。

从识别结果中看出所设定的 3 个参数的搜索范围已经将正确路界线包括在内。

2.3 置信度计算

由感兴趣区的设定方法可知,本帧图像的识别结果将直接影响到下一帧图像的搜索区域。如果本

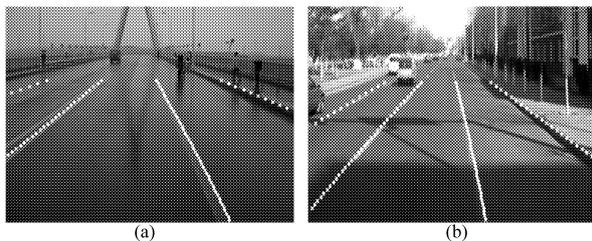


图6 设定合适的搜索范围

Fig. 6 Setting the appropriate searching area

(a) 阴雨天气 (b) 阴影下多车道识别

表1 图6a中识别出的各车道线a、b和c值

Tab.1 Value of each identified lane's a, b, c in fig. 6a

	a	b	c
本车道左分道线	-0.000 8	1.3	-98
本车道右分道线	-0.000 4	-0.28	250
左侧车道界线	-0.000 1	2.5	-384
右侧车道界线	-0.000 1	-2.18	593

帧图像由于有车辆遮挡或其他严重的噪音干扰使识别有误,可能导致下一帧图像的搜索目标不在所设置的搜索区域内,从而无法识别出正确结果。为了避免这种现象的发生,首先利用置信度检测本帧图像识别结果的准确程度,判断其是否需要调整感兴趣区。

在复杂工况下,路界线受到车辆或建筑阴影等噪声的影响,从总体灰度图像上的灰度值无法判断出识别结果是否准确。但是从局部看,路界线与路面的交线上各小块的内部梯度不受噪声影响。以左边界为例,设定 M_1 和 M_2 分别代表右下角3个像素点(白色部分)的灰度均值和左上角6个像素点(灰色部分)的灰度均值,参看图2所示。在识别准确的情况下,边界线上的大部分统计小块内应存在较大梯度,小块内可能满足 $M_1 > M_2$ 或 $M_1 < M_2$,但是在整个抛物线上满足目标函数的各小块内的 M_1 和 M_2 之差相近。

设定置信度为

$$D(a, b, c) = \frac{n}{N} \quad (6)$$

其中是否存在较大梯度的衡量标准将直接影响 $D(a, b, c)$ 的结果。即当满足目标函数的小块内 M_1 值都大于 M_2 或者都小于 M_2 的值,并且其差的绝对值大于 R 时,认为此小块存在明显梯度特征。如果取得合适的 R 值,计算出的 $D(a, b, c)$ 值应能较好地反映出该条路界或分界线识别结果的准确程度。以图6b的识别结果为例, R 取不同值时 $D(a, b, c)$ 的计算结果,如表2所示。

从表2中可以明显看出,当 R 取40左右时能较

表2 R取不同值时各车道线的D值

Tab.2 Value of D under different R

	R					
	25	30	35	40	45	50
左车道	0.62	0.58	0.49	0.43	0.41	0.38
右车道	0.76	0.66	0.66	0.66	0.60	0.54
左侧多车道	0.79	0.75	0.71	0.63	0.58	0.54
右侧多车道	0.54	0.54	0.51	0.51	0.51	0.36

好地反映出识别结果的准确程度。通过大量实验本文最终选取 R 值为40。

图像的识别结果大致有4种可能:①由于分道或路界线不在设置的感兴趣区内,导致无法正确识别。②分道或路界线即使在感兴趣区内,但是由于车道前方有车辆,遮挡掉一部分路界线,可能使识别产生误差。③识别曲线在正确位置,但是由于一些车道分界线不是一条完整的曲线,而是存在间断,所以不是每个小块都能表现出灰度特征和梯度特征。④识别结果完全正确,且分道或路界线是一条较好的完整曲线。

以上4种情况中,出现①和②时视为识别结果有误。出现③和④时,表明识别结果较正确。执行度是用来判断识别结果优劣程度的一个依据,所以设定当 $D(a, b, c) \geq K$ 时,判定识别结果较准确,如不满足说明识别结果有误。

图7、8中左车道、右车道、左侧多车道和右侧多车道的置信度 D 分别为0.48、0.667、0、0.21和0.833、0.88、0.391、0.571。在图7中左侧邻车道应该是存在的,但是由于前方车辆将分道线完全遮挡,所以计算出的 D 值很小。右侧邻车道的存在性由下文第2.5节判断。从计算结果看也可以证明选取的 R 值较合适。从表4可以看出,图8中识别错误的左侧邻车道的 D 值相对较小。由于本身分道线的间断或缺损,以及有车辆阴影的存在,所以即使识别准确 D 值也不会太大。通过大量的分析,本文阈值的选取为: $K = 0.4$ 。即当 $D(a, b, c) \geq 0.4$ 成立时,判定识别结果较准确。

在复杂环境下,通过观察各车道线的连续图像序列置信度变化,可以初步判断各车道内车辆通行情况。以相邻两帧的置信度变化情况 \bar{D}_i 为依据,实时监测。计算方法为

$$\bar{D}_i = \frac{D_i - D_{i-1}}{T_i} \quad (7)$$

式中 D_i, D_{i-1} ——第 i 和 $i-1$ 帧图像的置信度值

T_i ——CCD 采图间隔时间

如果 \bar{D}_i 值为负数,并且持续变小,一段时间后

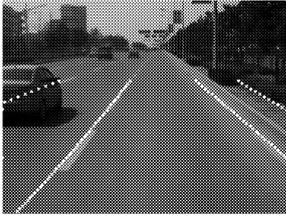


图7 左侧邻车道
线被遮挡

Fig.7 Left side adjacent
lane was occluded

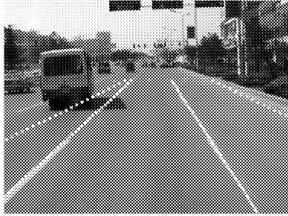


图8 左侧邻车道
线识别错误

Fig.8 Wrong identification
of the left side adjacent lane

\bar{D}_i 又持续升高,这样一个过程说明此车道上在这段时间内很可能有车辆通过。

2.4 感兴趣区调整

已经阐述了通过计算置信度来判断识别结果准确与否的方法。通过判断后如果识别准确时,感兴趣区的设置将直接运用文献[7]中所阐述的方法设定。但如果通过计算,本帧图像识别不准确,为了避免运用 Kalman 滤波造成下一帧图像路界不在感兴趣区内的可能,将对 a 、 b 和 c 3 个搜索参数的搜索中心及感兴趣区大小进行调整。

当左右侧邻车道的路界线没识别准确,将再次按照第 2.2 节所述的方法识别。当行驶车道的路界线识别有误时,本帧识别采用上一帧的结果。考虑到公路上各车道的相似性关系,本文利用识别较准确的路界线对识别有误的路界线的感兴趣区进行调整。

相邻图像之间道路边界线的 a 值变化很小,可以直接利用识别准确的前帧图像道路边界位置作为感兴趣区的搜索中心,搜索范围按表 3 和表 4 设置。

表 3 各参数搜索节点数目的设置

Tab.3 Setting of searching nodes amount in each parameter

	1~5 帧	6~10 帧	10 帧后
a	31	21	11
b	31	21	11
c	31	21	11

表 4 各参数搜索节点间隔的设置

Tab.4 Setting of searching nodes space in each parameter

	1~5 帧	6~10 帧	10 帧后
a	0.001	0.0005	0.0002
b	0.2	0.1	0.05
c	5	3	2

b 值的调整由左右相邻路界线决定。以左分道线识别有误为例,由图像及道路分布特征可知,左分道线的底部斜率 b_1 必然小于左侧邻车道的底部斜率 b_3 ,并大于右分道线的底部斜率 b_2 ,所以 b_1 的

最大调整范围为 $[b_2, b_3]$ 。由于置信度不同,识别的准确程度就不同,在 $[0, 0.4]$ 区间内置信度值越低调整的感兴趣区应该越大。所以将此区间分成 4 个等级。1~4 等级的区间分别为 $(0.4, 0.3]$ 、 $(0.3, 0.2]$ 、 $(0.2, 0.1]$ 和 $(0.1, 0]$ 。 b_1 将前一帧识别准确的抛物线 b_{i1} 值作为感兴趣区的中心,左界值 b_{1L} 、右界值 b_{1R} 为

$$b_{1L} = b_{i1} + \left(\frac{b_{i1} - b_2}{4} \right) r \quad (8)$$

$$b_{1R} = b_{i1} + \left(\frac{b_3 - b_{i1}}{4} \right) r \quad (9)$$

式中 r ——置信度值所在的等级

同理,如右分道线识别有误, b_2 值调整的最大范围为 $[b_4, b_1]$ 。左右界限分别为

$$b_{2L} = b_{i2} + \left(\frac{b_{i2} - b_4}{4} \right) r \quad (10)$$

$$b_{2R} = b_{i2} + \left(\frac{b_1 - b_{i2}}{4} \right) r \quad (11)$$

由于道路各车道的宽度都是一定的,所以由前几帧的正确识别结果可以计算出各车道在图像上的宽度值。如左分道线识别有误,用左侧邻车道线和右分道线中置信度较高的 c 值为基础,向右侧或左侧移动所计算出的相应车道宽度,此时得到的 c 值作为左分道线感兴趣区的搜索中心,再根据表 5 和表 6 设置出参数 c 的感兴趣区。

2.5 判断邻车道是否存在

在图 3 中明显看出,右侧多车道是不存在的,但是系统也会自动识别出一条满足目标函数要求的曲线。如果能判断出该侧多车道不存在,就可以在行驶环境不变的情况下不对这侧车道进行识别,这样既提高了实时性,又使系统更加合理。所以判断邻车道的存在性是必要的。

由识别结果看出,如果一侧道路边界或分道线不存在,那么系统识别出的这条曲线往往离左车道或右车道线较近,也就是识别出的这侧车道的宽度比正常宽度窄。而且从图 7 和图 8 的识别结果可以看出,不存在的车道线由于梯度小,置信度也会很小。所以本文利用这两个特点来判断邻车道的存在性。

识别结果趋于稳定后,在邻车道识别结果与本车道识别结果于 $y \leq 120$ 内没有相交的情况下,判断依据如下(以右侧邻车道为例):

(1) 由于 CCD 的成像角度的原因,在图像上显示本车道宽度将稍大于邻车道宽度,但是根据我国公路等级规范,道路宽度的范围一般是 3 m 以上。如果识别结果满足 $c_4 - c_2 < 1/3(c_2 - c_1)$,认为此识

别结果不是分道或车道线。

(2) 如果此车道不存在,那么此分道线的置信度将很小,所以当 $D(a, b, c)$ 小于 0.2 时,也认为此识别结果不是分道或车道线。

如果识别过程中对某条多车道线连续 20 组(每组 10 帧)图像都满足以上两个判定条件,那么就认为这侧多车道不存在,之后将不必对这侧车道边界线进行识别。

但是车辆在行驶过程中会改换车道,改换车道后,原本不存在的左侧或右侧邻车道就将存在。所以应及时进行检测及识别。由 a 、 b 和 c 3 个参数的物理意义可知,假如车辆转入左侧邻车道,那么 b_1 必然从正值变为负值,原来的本车道转变成右侧多车道。所以在已经判定某侧邻车道不存在的情况下,如果检测到本车道内与此侧邻车道相反边界线的 b 值的正负号改变,系统将又重新开始识别此侧邻车道,因为此时车辆已经改换车道。判定右侧多车道不存后的识别结果如图 9 所示。

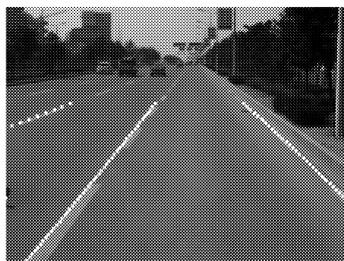


图 9 最终识别结果

Fig. 9 Final identification result

3 实验效果演示

依上述算法在 VC++6.0 编程进行识别实验,图 10 显示了第 5 帧、第 16 帧、第 32 帧、第 47 帧、第 66 帧和第 85 帧图像的识别效果。根据实验结果,这种多车道识别方法有较好的识别效果,对邻车道是否存在的判定也较为准确。并且在有车辆遮挡路

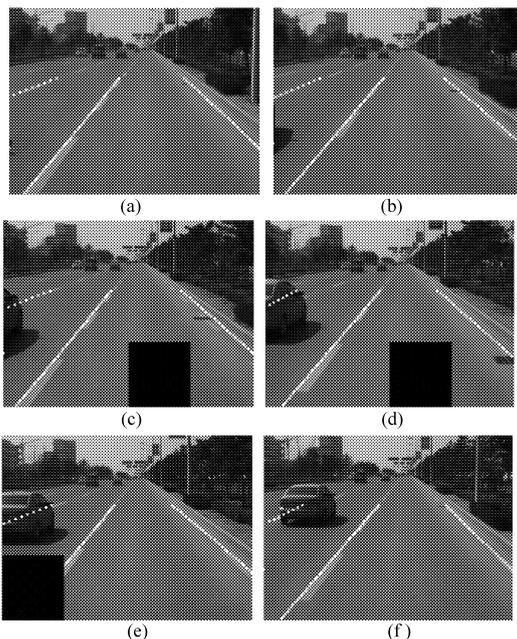


图 10 连续图像识别结果

Fig. 10 Identification result of continuous image

(a) 第 5 帧 (b) 第 16 帧 (c) 第 32 帧
(d) 第 47 帧 (e) 第 66 帧 (f) 第 85 帧

界线和某帧没有识别准确的情况下,通过置信度的计算和感兴趣区的调整,使得随后的识别较准确。

4 结论

(1) 经实验证明,本算法能够准确识别多车道边界,并剔除不存在的车道线以及前方车辆对识别的影响。在一般情况下,算法具有较高的识别准确率。

(2) 提出针对复杂工况下的置信度计算方法,能较好地反映各车道线的识别准确程度。通过对识别有误的车道线的感兴趣区的调整,从整体上提高了识别的准确性。

(3) 根据道路结构的相似性,结合置信度能够提高识别的准确性和可靠性。

参 考 文 献

- Jung C R, Kelber C R. A robust linear-parabolic model for lane following[C]//Proceedings of the 17th Brazilian Symposium on the Computer Graphics and Image Processing, 2004: 72 ~ 79.
- Alberto Broggi, Stefano Cattani. An agent based evolutionary approach to path detection for off-road vehicle guidance[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(11): 1 164 ~ 1 173.
- Gregor R, Lutzeler M, Pellkofer M, et al. EMS-vision: a perceptual system for autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2002, 3(1): 48 ~ 59.
- Cláudio Rosito Jung, Christian Roberto Kelber. Lane following and lane departure using a linear-parabolic model[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(13): 1 192 ~ 1 202.
- 李进, 陈无畏, 李碧春, 等. 自动导引车视觉导航的路径识别和跟踪控制[J]. 农业机械学报, 2008, 39(2): 20 ~ 24.
Li Jin, Chen Wuwei, Li Bichun, et al. Road recognition and tracking control of an vision guided AGV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(2): 20 ~ 24. (in Chinese)

合较好,预测的结果比较可靠,而随着干燥到了后期,实测值比预测值略低,这主要因为目标函数存在局部极小点,因此有待提出一些改善 BP 算法的方法。

4 结束语

分析了双孢蘑菇远红外干燥过程中含水量与各因素之间的关系。以试验数据为基础,利用 Matlab 中的神经网络工具箱,经过有限次迭代计算获得一

个反映试验数据内在联系的数学模型,经预测结果的检验和分析证明:在试验范围内, BP 神经网络可以高效、准确、快速地建立模型,且模型的预测值与实测值拟合较好,能够准确而可靠地实现在线预测其含水率。

但由于在 BP 神经网络训练环节容易陷入局部最小的缺陷,所以有待引入其他算法来实现结构和参数的快速、全局寻优,提高寻优性能。

参 考 文 献

- 1 王世东. 双孢菇、草菇、滑子菇栽培与加工新技术[M]. 北京:中国农业出版社, 2005.
- 2 王相友,曹瑞兵,孙传祝. 红外加热技术在农业物料加工中的应用[J]. 农业机械学报,2007,38(7): 183~188.
Wang Xiangyou, Cao Ruibing, Sun Chuazhu. Application of infrared radiation technology on processing agriculture biological materials[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(7):183~188. (in Chinese)
- 3 王相友,林喜娜. 果蔬红外辐射干燥动力学的影响因素综述[J]. 农业机械学报, 2009, 40(10): 114~120.
Wang Xiangyou, Lin Xi'na. Influence factors of kinetics of infrared radiation drying for fruits and vegetables [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(10):114~120. (in Chinese)
- 4 王喜波. 红外辐射与对流联合干燥的理论分析及试验研究[D]. 北京:中国农业大学, 2003.
Wang Xibo. Theoretical analysis and experimental study on combined convective and infrared radiation drying[D]. Beijing: China Agricultural University, 2003. (in Chinese)
- 5 张圣勤. MATLAB 7.0 实用教程[M]. 北京:机械工业出版社,2006.
- 6 潘永康. 现代干燥技术[M]. 北京:化学工业出版社,1998.
- 7 葛哲学,孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2007.
- 8 Sablani S S, Rahman M S. Using neural networks to predict thermal conductivity of food as a function of moisture content, temperature and apparent porosity[J]. Food Research International, 2003, 36(6):617~623.
- 9 Sablani S S, Kacimov A, Pret J, et al. Non-iterative estimation of heat transfer coefficients using artificial neural network models[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2005, 48(3~4):665~679.
- 10 Rai P, Majumdar G C, Das Gupta S, et al. Prediction of the viscosity of clarified fruit juice using artificial neural network: a combined effect of concentration and temperature[J]. Journal of Food Engineering, 2005, 68(4):527~533.
- 11 王冠. 桑枝屑含水率快速检测方法 & 检测设备的研究[D]. 南京:南京林业大学,2007.
Wang Guan. The research on the rapid detection methods and equipments for the moisture content of mulberry sawdust[D]. Nanjing: Nanjing Forest University, 2007. (in Chinese)

(上接第 29 页)

- 6 侯学贵,陈勇,郭伟斌. 除草机器人田间机器视觉导航[J]. 农业机械学报,2008,39(3):106~108.
Hou Xuegui, Chen Yong, Guo Weibin. Machine vision-based navigation for a weeding robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(3):106~108. (in Chinese)
- 7 马雷,武波涛,王连东. 弯曲路径识别中感兴趣区设定方法的研究[J]. 公路交通科技, 2009, 26(1): 134~138.
Ma Lei, Wu Botao, Wang Liandong. Means of setting the region of interesting in identifying bent lane[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2009, 26(1): 134~138. (in Chinese)
- 8 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2005.
- 9 Ellabib Issmail, Calamai Paul, Basir Otman. Exchange strategies for multiple ant colony system[J]. Information Sciences, 2007, 17(5): 1 248~1 264.
- 10 吴波涛. 智能车辆复杂环境下前方道路与多车识别方法的研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2008.
Wu Botao. Method of detecting anterior lane and vehicles of intelligent vehicle in complex condition[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2008.