

文章编号:1007-2780(2017)06-0491-08

基于 LDA 与混沌粒子群算法的 车道线识别方法研究

黄 新*, 刘 璋

(桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004)

摘要:与传统的车道线检测算法不同,本文采用 LDA 算法对道路图像进行针对性灰度化处理。加大车道线与道路的差异,然后使用抛物线模型对车道线进行拟合,采用混沌粒子群算法对抛物线参数进行优化,以车道线的灰度特征和梯度特征作为混沌粒子群的适应度函数,经过多次的迭代得到抛物线拟合车道线的参数最优值,进而识别出车道线。实验结果表明,本文算法能在复杂环境下识别出车道线,对视频帧序列中的车道线连续追踪具有良好效果。

关 键 词:车道线检测;LDA;混沌粒子群算法;抛物线拟合

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20173206.0491

Lane detection by LDA and chaos particle swarm optimization

HUANG Xin*, LIU Zhang

(School of Electronic Engineering and Automation,
Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: The method proposed in this paper is different from the traditional road lane detection algorithm. Firstly, LDA(Linear Discriminant Analysis) is used to convert road images to gray images directly, increasing the difference between the lane and the road. Secondly, the road lane is fitted by parabola model, and CPSO(Chaos Particle Swarm Optimization) is applied to optimize the parameters of parabolic model. The CPSO fitness function consists of features of grayscale and gradient. After several iterations, the optimal parameter value of parabola can be obtained, and then the road lane in the image can be detected out. Experiment results show that the proposed algorithm could detect road lane in complex environment. Also, it has a good performance on road lane tracking in the video frame sequence.

Key words: lane detection; LDA; chaos particle swarm algorithm; parabolic fitting

收稿日期:2016-12-27;修订日期:2017-03-13.

基金项目:广西自动检测技术与仪器重点实验室主任基金项目(No.YQ14105);广西省科学研究与技术开发计划资助项目(No.桂科攻:11107001-40)

Supported by Guangxi Key Laboratory of Automatic Detecting Technology and Instruments(No. YQ14105); Scientific Research and Technology Development Program of Guangxi Province (No.桂科攻:11107001-40)

* 通信联系人, E-mail:hxg@guet.edu.cn

1 引言

随着机器视觉技术的不断发展,视觉导航系统作为汽车辅助驾驶系统的重要组成部分,得到了广泛重视^[1]。而车道线识别是车载视觉系统能够正常工作的基本前提,这就要求车道线识别算法要具有实时性、良好的鲁棒性和可靠性。

目前,针对车道线识别方面,国内外已经进行了大量研究。但其中大部分的算法都是对图像进行边缘检测,最终得到相应的二值化图像再进行处理^[2-4]。文献[5]通过图像的形态学礼帽算法去除图像噪声,再通过最大类间方差法(OTSU)得到二值化的图像,最终用最小二乘法拟合车道线。文献[6]以一种动态图像阈值识别方法对车道路径进行识别,该方法以路径宽度为依据,对图像的二值化阈值进行动态调节,从而适应外界光照的变化。文献[7]先将图像进行 sobel 边缘检测,将图像中的车道线特征信息进行有序融合,利用前后帧图像中车道线的关系进行车道线连续识别。

上述算法所使用的灰度化方法在处理道路图像的灰度变换时没有针对性,同时对图像的处理过程中会使一些信息丢失或者改变,进行处理的过程越多,则改变的信息越多,消耗的时间会越长,会使车道线的识别变得困难或者不准确,实时性能也会受到影响。所以,这些方法对路面环境要求较高,对复杂道路环境的适应能力较差。本文采用 LDA 对图像进行灰度化处理^[8],而非传统的图像灰度化处理方法,对道路图像进行有针对性的处理。以二次抛物线模型对车道线进行拟合,采用混沌粒子群算法进行参数寻优,确定车道线边界。而车道线的检验方法则是依据子块划分后的子块灰度特征和路面的梯度特征来进行判断,能利用车道线的整体特征而不是路面的局部特征,因而能在复杂环境下识别车道线,加大对环境的适应能力。

2 道路图像灰度化

2.1 传统灰度化

每张彩色图像可以看成是一个 $m \times n \times 3$ 的矩

阵,对于 $m \times n$ 矩阵中的任意一个像素来说,其颜色都是由 RGB 三个分量共同组成,每个分量的取值范围为 $[0, 255]$ 。灰度图像的实质是将 $m \times n$ 矩阵中的像素点的 RGB 分量投影到同一个向量上,然后将 3 个分量进行叠加,得到一个单通道的灰度图像,实现从三通道到单通道的转变。常用的灰度化方法是加权平均法,即对 RGB 三个分量分配不同的权重进行计算,如公式(1)所示:

$$\text{Gray}(i, j) = \omega_R * R(i, j) + \omega_G * G(i, j) + \omega_B * B(i, j), \quad (1)$$

式中: ω_R 、 ω_G 、 ω_B 分别为 R、G、B 分量的加权平均的权重系数。传统的灰度化方法将 ω_R 、 ω_G 、 ω_B 三个加权平均的权重系数赋予固定的值。这种方法比较普遍,对道路图像的灰度化没有针对性,不能更明显地区分车道线和道路路面。

2.2 LDA 灰度化

线性判别式分析(Linear Discriminant Analysis, LDA),又称 Fisher 线性判别,是模式识别中的一种经典分类算法。它的基本思想是寻找一个新的子空间和相应的投影向量,将高维空间的模式样本通过投影向量投影到该子空间。在该子空间中,样本有最大的类间距离和最小的类内距离,以此达到样本分类以及特征空间降维的效果^[9]。所以,采用 LDA 可以计算得到一个最佳的鉴别矢量空间,可以将车道线的灰度像素和路面的灰度像素区别开来,使得两种像素的区别达到最大。

LDA 主要需要计算类间离散度矩阵和类内离散度矩阵,其中类间离散度主要通过两个类之间的中心点距离来衡量,其计算方法如公式(2)所示:

$$S_b = \sum_{i=1}^c n_i (u_i - u) (u_i - u)^T. \quad (2)$$

类内离散度指各样本点到该样本点所在类别的中心点的距离和,其计算方法如公式(3)所示:

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in \text{class}_i} (u_i - x_k) (u_i - x_k)^T. \quad (3)$$

公式(2)和(3)中, S_b 表示类间离散度矩阵, S_w 表示类内离散度矩阵, n_i 表示属于第 i 类的样本个数, x_i 表示第 i 个样本, u 表示所有样本的均值, u_i 表示第 i 类的样本均值。

为了使 LDA 所分的类间耦合度低,类内的

耦合度高,引入Fisher鉴别准则表达式,如公式(4)所示:

$$J_{\text{fisher}}(\varphi) = \frac{\varphi^T S_b \varphi}{\varphi^T S_w \varphi}, \quad (4)$$

其中 φ 为根据公式(4)求得的一个 n 维列向量,能使 $J_{\text{fisher}}(\varphi)$ 取得最大值,即使投影后的样本的类间离散度最大,类内离散度最小。

LDA训练时采用的图像样本数量为32个,其中车道线和道路图像均为16个,其大小均为 20×20 ,从道路图像中进行截取保存。所以,确定道路图像的LDA相应的参数,其中类别样本 $i = 0, 1$, u_0 为道路样本灰度值之和的均值, u_1 为车道线样本灰度值之和的均值。所以,通过公式(2)、(3)、(4)可以计算得到一个最佳鉴别向量 φ ,为一个三维的列向量 $\varphi = [0.110 \quad -0.871 \quad 0.014]^T$ 。

计算出最佳鉴别向量 φ 后,将彩色道路图像的RGB分量投影到向量 φ 上形成新的子空间,从而得到灰度道路图像。为了保证道路图像的像素灰度值取值范围在 $[0, 255]$ 以内,所以要将子空间内的值通过公式(5)线性变换到灰度值的取值范围内:

$$g(x, y) = \frac{f(x, y) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \times 255, \quad (5)$$

式中: $f(x, y)$ 为当前像素点线性变换前的灰度值, $f_{\min}$ 为变换前所有像素点的最小灰度值, $f_{\max}$ 为变换前所有像素点的最大灰度值, $g(x, y)$ 为变换后当前点的灰度值。通过以上过程的灰度变化后,得到适合道路检测的灰度图像。如图1所示为传统灰度化后的道路图像,如图2所示为LDA灰度化后的道路图像,可以看出LDA灰度化后车道线部分与道路部分有明显的区别。



图1 传统灰度化后的道路图像

Fig.1 Traditional grayscale road image



图2 LDA灰度化后的道路图像

Fig.2 LDA grayscale road image

3 基于混沌粒子群算法的车道线识别

将道路图像进行灰度化处理后,在图像上进行抛物线模型搜索,以车道线与道路边界的灰度差以及相应的梯度差作为粒子个体适应度评价函数。通过粒子群算法的若干次迭代,选取得到使得个体适应度评价函数最大的相应参数值作为车道线抛物线模型的最优值。由于粒子群算法的较强鲁棒性以及全局优化性,所以检测得到的车道线能较好地适应复杂道路环境。粒子群算法虽然运行简单,但也有其自身的局限性,初始解的生成没有保障,在迭代后期收敛速度较慢,同时容易陷入局部极值点^[10]。针对这些不足,将混沌思想与粒子群算法相结合,使用混沌粒子群算法。

3.1 参数取值设定

3.1.1 车道线模型

以图像的左边界和上边界为Y轴和X轴,车道线模型采用二次抛物线模型:

$$x = ay^2 + by + c. \quad (6)$$

在道路图像中,出现的车道为直道和弯道。当 $a = 0$ 时,表示图像中出现的为直道;当 $a > 0$ 时,表示图像中出现的为弯道,且车道为右转弯;当 $a < 0$ 时,表示图像中出现的车道为弯道,且为左转弯。故二次抛物线车道模型能综合表示直道和弯道两种情况。

3.1.2 参数取值

通过分析道路图像可知,车道线一般出现在图像的下半部分,如图3所示,选取图像的下半部分作为感兴趣区域。



图 3 车道线分区示意图

Fig.3 Lane line partition schematic

对于二次抛物线模型的 3 个参数,如果不根据实际情况设置相应的取值范围,则搜索任务将很庞大,会影响车道线识别的实时性。通过分析,可以界定车道线在图像中可能出现的位置。由此可缩小抛物线各参数的搜索范围,减少搜索任务。设置抛物线各参数 a 、 b 、 c 的取值为:

左车道边界:

$$\begin{cases} -0.005 \leq a_{\text{left}} \leq 0.005 \\ 0.3 \leq b_{\text{left}} \leq 2.3 \\ -100 \leq c_{\text{left}} \leq 300 \end{cases}, \quad (7)$$

右车道线边界:

$$\begin{cases} -0.005 \leq a_{\text{right}} \leq 0.005 \\ -2.3 \leq b_{\text{right}} \leq -0.3 \\ 340 \leq c_{\text{right}} \leq 740 \end{cases}, \quad (8)$$

对于连续视频帧来说,第 1 帧图像可按照上述参数范围取值。在后续视频帧图像中,由于相邻的帧序列图像之间车道线的位置趋势较为相近,所以可以将当前帧的参数取值参考上一帧图像中最终的车道线参数取值。所以,视频帧序列从第 2 帧开始抛物线参数取值可以设置为:

$$\begin{cases} a' - 0.001 \leq a \leq a' + 0.001 \\ b' - 0.15 \leq b \leq b' + 0.15 \\ c' - 15 \leq c \leq c' + 15 \end{cases}, \quad (9)$$

式中: a 、 b 、 c 为本帧图像中抛物线的参数, a' 、 b' 、 c' 为上一帧中的车道线抛物线最终确定的参数。

3.2 粒子分布初始化

车道线抛物线模型由 a 、 b 、 c 三个参数决定,所以取三维粒子群空间中的 n 个粒子,其中第 i 个粒子为一个三维向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3})$,其飞

行速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3})$,为随机产生的数值。每个粒子各维度的值均落在 2.1 节中所得的取值范围内。由于混沌优化在一定范围内具有遍历性、随机性等特点,所以在粒子群算法中引入 Tent 混沌映射,可以扩大粒子种群的多样性,保证粒子种群的初始解能够均匀分布。

Tent 混沌映射所生成的序列有着良好的均匀概率特性,其表达式为^[11]:

$$X_{n+1} = \begin{cases} 2X_n, & 0 \leq X_n \leq 1/2 \\ 2(1 - X_n), & 1/2 < X_n \leq 1 \end{cases}, \quad (10)$$

式(10)中的混沌映射容易陷入局部不动点,比如 0、0.25、0.5、0.75,映射还会出现序列周期为 5 的循环,影响遍历性和优化效率。针对这些,做出如下变动:

If $X_n = 0, 0.25, 0.5, 0.75$ or $X_n = X_{n-k}$,

$$X_{n+1} = X_{n+1} + 0.1 * \text{rand}(1);$$

Else

$$X_{n+1} = X_{n+1}. \quad (11)$$

根据以上改动,混沌序列会跳出不动点值或者周期循环,保障了混沌序列的多样性。由 Tent 混沌映射产生的序列的值落在 $[0, 1]$ 之间,将其按照式(12)线性变换到抛物线各个参数的取值范围内。

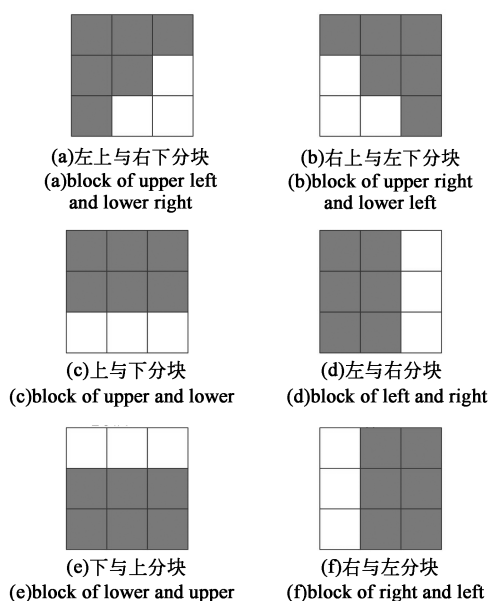
$$x_{nj} = x_{\min} + (x_{\max} - x_{\min}) * X_n, \quad (12)$$

其中: x_{nj} 为第 n 个粒子的第 j 维数据, $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 分别表示当前维数据在 3.1.2 节中得到的取值下界和上界。

3.3 粒子个体适应度函数设计

为了突出车道线边界与道路路面之间的灰度特征差,并同时兼顾减少道路路面的一些噪声影响,取 3×3 的像素小块进行粒子个体适应度函数的计算,如图 4 所示。

由粒子的参数确定了某一条特定的车道线抛物曲线方程后,在图象处理区域内,沿着 Y 轴以 3 像素为单位取像素纵坐标的值,根据公式(6)求出相应的横坐标 X 的值,则可以取得抛物线轨迹上的点,作为像素小块的中心位置,同时进行数量统计。但当所求出的 X 的值超出图像的处理区域时,则认为该像素小块超出图像处理范围,不予统计。用 N 表示统计的实际有效的像素小块的个数,如果 $N \leq 20$ 则认为当前粒子参数确定的抛

图 4 3×3 子块内部分块情况Fig.4 Internal situation of block 3×3

物线无效,其适应度置零。

对于复杂环境下的路面,可能存在较多的噪声。此时,对于道路线中的一些单个像素点来说,其所处的块内的梯度特征会受到噪声影响,但综合整个车道线的像素点来看,其中的大多数的像素点所处块内的灰度梯度特征还是很显著的,车道线整体受噪声的影响程度不大。所以,个体适应度函数的构成主要分成两个部分,一部分是像素小块灰度均值与道路灰度均值的差值,另一部分是像素小块内部的梯度差值。对于左半边车道来说,一般如图 5 的(a)所示的特征比较明显。但当参数 $b > 2$ 时,车道线更接近水平状态,此时(a)和(c)的特征比较明显。当参数 $b < 0.5$ 时,车道线更接近竖直状态,此时(a)和(d)的像素块内部的梯度特征比较明显。车道线左边界和右边界目标函数如下所示^[12]:

(1)左边界:

$$F(a, b, c) = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_1 T_1(i)), & 0.5 \leq b \leq 2; \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_1 T_1(i) + \beta_3 T_3(i)), & b > 2; \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_1 T_1(i) + \beta_4 T_4(i)), & b < 0.5. \end{cases} \quad (13)$$

(2)右边界:

$$F(a, b, c) = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_2 T_2(i)), & -2 \leq b \leq -0.5; \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_2 T_2(i) + \beta_5 T_5(i)), & b < -2; \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha \Delta M(i) + \beta_2 T_2(i) + \beta_6 T_6(i)), & b > -0.5. \end{cases} \quad (14)$$

式中: a, b, c 是目标函数的抛物线参数; n 为车道线模型所统计的有效的像素小块的数量; $\Delta M(i)$ 为第 i 个小块内部的整体灰度均值与道路路面的灰度均值之间的差值, $T_1(i)$ 、 $T_2(i)$ 、 $T_3(i)$ 、 $T_4(i)$ 、 $T_5(i)$ 、 $T_6(i)$ 为曲线上第 i 个子块内两种颜色不同部分的灰度平均值的差; α 为权系数; $\beta_i (i = 1, 2, 3, 4, 5, 6)$ 是 6 种小块的系数。

3.4 停滞判定及改进方法

当混沌粒子群的当前最优解在若干次迭代中均没有发生改变时,则认为粒子群陷入停滞状态,此时的最优解可能处于局部最优解状态。取一个计数器 CG,在每一次迭代中,如果当前的最优解与上一代相比没有发生改变,则计数器 CG 加 1,否则将计数器 CG 置为 0。当计数器的值达到预设的阈值 T 时,表明算法此时正处于停滞状态,

在最近的 T 次迭代中,无法跳出局部最优值。阈值 T 的设定可以根据实验的结果选取合适的值, T 的值越小,表明判断标准越严格。当判断出算法处于停滞时,为改变粒子此时的运行状态,需要给此时的粒子群施加一个随机扰动。即任意选取当前粒子群中每一个全局最优解中的随机的一维,通过混沌序列修改为取值范围内的一个随机值,如下所示:

$$P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \hat{p}_{gr}, \dots, p_{gD}), \quad (15)$$

式中, $\hat{p}_{gr}$ 为通过混沌方法产生的取值范围内的随机值, P_g 为此时整个粒子群中所有粒子中所找到的全局最优解。通过向粒子群的位置更新中引入扰动,使粒子在接下来的迭代中的运动轨迹发生改变,使其具有了打破“僵局”的能力,从而跳出了局部最优值。通过这种方法,可以使算法减少无效的迭代,提高了算法的收敛速度以及结果的精度。

3.5 算法实现步骤

综合以上小节的基本原理,总结出车道线检测中混沌粒子群算法步骤如下:

Step1:初始化粒子群。取加速因子 $c_1 = c_2 = 1.49445$, 迭代计数器 $j = 0$, 设置最大迭代次数为 $MaxDT$, 令停滞代数计数器 $CG = 0$, 设置停滞代数的阈值为 T 。本文所构建的车道线抛物线曲线模型有 3 个参数,则对应的粒子群维数 $D = 3$ 。采用 3.2.1 节中的改进 Tent 混沌映射方法,产生 n 个粒子的初始位置 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3})$, 并随机初始化各粒子的初始速度 v_i 。

Step2:取 3.3 节中个体适应度函数 $F(a, b, c)$, 计算各个粒子的适应度值 f_i , 将粒子群的初代粒子视为第一代个体极值 $Pbest_i = x_i$, 并从中找出第一代的全局极值 $Gbest$ 。

Step3:通过粒子的速度更新公式 $v_{ij} = \omega * v_{ij} + c_1 r_1 (Pbest_i - x_{ij}) + c_2 r_2 (Gbest - x_{ij})$ 和位置更新公式 $x_{ij} = x_{ij} + v_{ij}$ 对粒子的位置 x_i 和速度 v_i 进行相应更新。其中惯性权重 ω 按照 $\omega = 0.9 - 0.5 * j / MaxDT$ 进行线性递减运算,式中 j 代表当前次的迭代次数, $MaxDT$ 为算法的最大迭代次数。

Step4:重新计算各个粒子的适应度值 f_i , 将其与之前存储的个体极值进行适应度值作比较,如果 $f_i > f_{Pbest_i}$, 则将当前值作为新的个体

极值。

Step5:对于全局极值,如果在当前次迭代中对于 $\forall i < n$, 使得 $f_{Pbest_i} > f_{Gbest}$, 则取 $Gbest = x_i$, 并令停滞代数计数器 $CG = 0$; 否则,停滞代数计数器 CG 加 1。当 $CG = T$ 时,遍历粒子群,找出所有的全局最优解,采用 3.2.2 节中所述的方法,对每一个最优解粒子随机挑选其中的一个维度 r , 并通过混沌序列产生一个取值范围内的随机值 $\hat{p}_{gr}$, 用 $\hat{p}_{gr}$ 替换当前最优解粒子中的 p_{gr} 。

Step6:令迭代计数器 $j = j + 1$, 判断迭代是否达到最大次数。如果 $j < MaxDT$, 则跳转到 Step3; 否则,算法结束,输出全局最优解 P_g 。

4 实验结果及分析

对本文算法进行测试,挑选不同的道路图像以及视频帧序列作为测试数据。所有测试在实验室环境内进行,运行环境为 VS2013 + OpenCV2.4.9, 个人计算机 CPU 为酷睿 i5-4690 3.50 GHz, 内存为 8 GB。

为了验证算法的鲁棒性,从测试图像中分别对不同路况下的道路图像(图像大小为 640×360)



图 5 较好光照路面

Fig.5 Road in the better light



图 6 阴影干扰路面

Fig.6 Road in the shadow



图7 普通路面

Fig.7 Normal road



图8 阴雨天路面

Fig.8 Rainy road

像素)进行测试,图5~8分别为相关车道线识别结果,其中黑色的虚线为车道线检测结果。由测试的实际结果看来,能够准确的提取道路的边界。

图9为对一连续视频帧序列进行车道线检测的结果,选取其中的第1帧、第38帧、第76帧、第149帧作为部分结果显示。由测试的实际结果可以看出,本文算法对于车道线连续追踪具有较好效果。



图9 视频帧序列车道线检测结果图

Fig.9 Result of road lane detection in video frame

从测试图像视频以及测试图像中任意选取100幅图像,分别使用LDA灰度化方法和传统的灰度化方法,然后进行车道线检测,将二者的正确

率进行对比。数据显示,LDA灰度化后的检测效果更好一些。

表1 LDA灰度化与传统灰度化检测正确率对比

Tab.1 Comparison of LDA and traditional grayscale detection

	正确率/%
LDA灰度化	91
传统灰度化	89

从图9的视频帧序列中截取第38帧作为测试图像,采用混沌粒子群和标准粒子群分别对图像进行车道线模型参数的计算,图10显示了计算过程中两种算法的适应度的变化曲线。从图10中可以看出,虽然标准粒子群最佳适应度值的收敛速度较快,但是最后陷入了局部极值点。但混沌粒子群算法在保证较快的收敛的速度的情况下,还能使粒子群跳出局部极值点,寻找到全局最优值,大大提高了粒子群算法的全局寻优性。

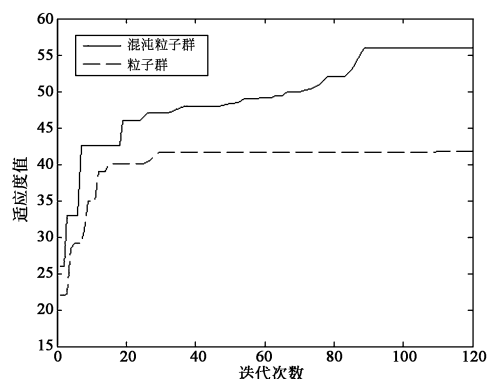


图10 两种算法适应度变化曲线对比

Fig.10 Comparison of the adaptability change curve of two algorithms

5 结论

本文利用LDA算法对道路图像进行针对性处理,结合混沌粒子群算法对车道线模型的拟合,实现对道路图像车道线的检测。LDA灰度化处理相较于传统灰度化处理使道路图像具有更好的区分度。利用车道线的灰度特征和梯度特征,直接对灰度图像进行处理,减少了其他操作对识别的干扰,增加了识别的实时性。在粒子群算法中

引入混沌思想,克服了粒子群算法早熟及容易陷入局部极值点的缺点,保证了其全局搜索型。实验结果表明该算法能很好地对车道线进行识别,加强了对环境的适应能力。

参 考 文 献:

- [1] 王荣本,郭烈,金立生,等.智能车辆安全辅助驾驶技术研究近况[J].公路交通科技,2007,24(7):107-111.
WANG R B, GUO L, JIN L S, *et al.* Review on the research of intelligent vehicle safety driving assistant technology[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2007, 24(7): 107-111. (in Chinese)
- [2] MECHAT N, SAADIA N, M'SIRDI N K, *et al.* Lane detection and tracking by monocular vision system in road vehicle[C]//*Proceedings of the 2012 5th International Congress on Image and Signal Processing*. Chongqing, Sichuan, China: IEEE, 2012: 1276-1282.
- [3] HUR J, KANG S N, SEO S W. Multi-lane detection in urban driving environments using conditional random fields [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. Gold Coast: IEEE, 2013: 1297-1302.
- [4] 吕柯岩,朱明,贺柏根,等.单目智能车道偏离预警系统[J].液晶与显示,2012,27(4):545-551.
LV K Y, ZHU M, HE B G, *et al.* Monocular aptitude lane departure warning system design[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(4): 545-551. (in Chinese)
- [5] 陈涛,张洪丹,陈东,等.基于优先像素与卡尔曼滤波追踪的车道线检测[J].汽车工程,2016,38(2):200-205,220.
CHEN T, ZHANG H D, CHEN D, *et al.* Lane detection based on high priority pixels and tracking by Kalman filter[J]. *Automotive Engineering*, 2016, 38(2): 200-205, 220. (in Chinese)
- [6] 李进,陈杰平,徐朝胜,等.基于动态图像阈值的智能车辆路径导航[J].农业机械学报,2013,44(4):39-44.
LI J, CHEN J P, XU C S, *et al.* Path tracking of intelligent vehicle based on dynamic image threshold[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(4): 39-44. (in Chinese)
- [7] 李进,陈杰平,易克传,等.基于特征融合的视觉导航智能车辆的车道识别[J].汽车工程,2015,37(5):587-592.
LI J, CHEN J P, YI K C, *et al.* Lane identification of vision-guided intelligent vehicle based on feature fusion[J]. *Automotive Engineering*, 2015, 37(5): 587-592. (in Chinese)
- [8] YOO H, YANG U, SOHN K. Gradient-enhancing conversion for illumination-robust lane detection[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2013, 14(3): 1083-1094.
- [9] JELŠOVKA D, HUDEC R, BREŽNAN M. Face recognition on FERET face database using LDA and CCA methods[C]//*Proceedings of the 34th International Conference on Telecommunications and Signal Processing*. Budapest: IEEE, 2011: 570-574.
- [10] 颜雪松,胡成玉,姚宏,等.精英粒子群优化算法及其在机器人路径规划中的应用[J].光学精密工程,2013,21(12):3160-3168.
YAN X S, HU C Y, YAO H, *et al.* Elite particle swarm optimization algorithm and its application in robot path planning[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(12): 3160-3168. (in Chinese)
- [11] 王瑞琪,张承慧,李珂.基于改进混沌优化的多目标遗传算法[J].控制与决策,2011,22(9):1391-1397.
WANG R Q, ZHANG C H, LI K. Multi-objective genetic algorithm based on improved chaotic optimization[J]. *Control and Decision*, 2011, 22(9): 1391-1397. (in Chinese)
- [12] 马雷,于福莹,李昊.基于灰度图像的复杂环境下智能车辆道路边界识别[J].汽车工程,2010,32(4):351-355.
MA L, YU F Y, LI H. Road boundary identification in complex conditions for intelligent vehicle based on monochrome image[J]. *Automotive Engineering*, 2010, 32(4): 351-355. (in Chinese)

作者简介:黄新(1978—),男,湖北黄冈人,硕士,副教授,主要研究方向:可测性设计,图像处理。E-mail:hxgl@guet.edu.cn