

自适应遗传算法在车牌定位中的应用

张 玲, 刘 勇, 何 伟

(重庆大学 通信工程学院, 重庆 400030)

(liuyongsc@163.com)

摘 要: 车牌自动识别是现代智能交通的重要组成部分, 而车牌定位技术又是车牌识别系统的核心之一。由于传统的定位算法存在适应性差, 鲁棒性不强等问题, 提出一种基于自适应遗传算法的车牌定位方法。先用最大类间方差法 (OTSU) 对车牌图像进行二值化, 然后利用遗传算法对全图进行车牌特征匹配搜索, 结合区域特征向量构造的适应度函数, 最终找到车牌区域的最佳定位参量。测试结果表明, 该算法适应性强, 定位效果很好。

关键词: 车牌定位; 遗传算法; 最大类间方差法; 纹理提取

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Application of adaptive genetic algorithm in license plate location

ZHANG Ling, LIU Yong, HE Wei

(School of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: License Plate Recognition (LPR) plays an important role in Intelligent Transportation System and the license plate locating is the critical technique in the LPR. Because the traditional locating algorithm is not adaptive or robust, this paper proposed car license plate thick locating method based on the Adaptive Genetic Algorithm (AGA). First, use OTSU method to make license plate image binarization, and then use genetic algorithm to map the entire license plate matching search feature. With a fitness function formed by the area character vector, the optimal locating parameter of the plate area was found. It is proved by experiment that this locating method is strong and the locating effect is very good.

Key words: license plate location; genetic algorithm; OTSU; texture extraction

车牌的自动识别是计算机视觉、图像处理与模式识别技术在智能交通领域应用的重要研究课题之一, 是实现交通管理智能化的重要环节, 主要包括车牌定位、字符分割和字符识别等环节。其中, 车牌定位在整个系统中占有非常重要的地位, 可以说是整个车牌自动识别系统的关键。

目前对车辆牌照定位算法主要有以下几种方法^[1]: 基于图像彩色信息的方法; 基于纹理分析的方法; 基于边缘检测的方法; 基于数学形态学的方法; 基于遗传算法的定位; 基于神经网络的车牌定位等。

然而, 现有车牌定位算法普遍存在两大难题: 1) 复杂的背景干扰, 很难提取出适应各种情况的车牌特征。2) 实拍车牌图像容易受天气、光照、车牌污损等外部因素的影响, 使车牌区域的图像相对于全图有较大的退化而难以识别。本文提出一种基于改进遗传算法的车牌定位方法, 在一定程度上较好地解决了这两个问题, 使定位的可适应性大大提高。通过 OTSU 对车牌图像进行二值化, 用一组一维滤波器获得理想的车牌特征描述向量, 结合遗传算法高效、快速的特点在全图范围进行特征匹配搜索最佳车牌区域位置, 从而准确定位车牌。

1 图像预处理

图像预处理是车牌定位的前提, 预处理结果的好坏直接影响车牌定位的准确性。由于车牌定位是基于二值图像, 因

此先要对彩色图像进行灰度化和二值化处理。首先将彩色图像转换为灰度图像, 采用标准的转化方法^[2]:

$$f(x, y) = 0.3R(x, y) + 0.59G(x, y) + 0.11B(x, y) \quad (1)$$

车辆的图像一般都是通过安装在路口或收费站的 CCD 摄像机采集, 受到环境的影响很大。因此, 在二值化时不能采用简单的固定阈值, 这里选择经典的 OTSU 方法来实现二值化。OTSU 是 1972 年提出的最大类间方差法, 一直被认为是阈值自动选择方法中的最优方法。如图 1 所示, 图 1(a) 为原始灰度图, 由于光线很暗, 很难辨清车牌的字符, 图 1(b) 是该图的 OTSU 二值化后的图, 从中可看出 OTSU 二值化效果很明显。



(a) 原始灰度图

(b) OTSU 二值化后的图

图 1 OTSU 二值化

2 车牌特征提取

从人的视觉特点出发, 车牌目标区域具有如下特点:

1) 车牌底色往往与车身颜色、字符颜色有较大差异。2) 不同图像中牌照的具体大小、位置不确定, 但其长度比变化有一定

收稿日期: 2007-08-27; 修回日期: 2007-11-13。

作者简介: 张玲 (1964-), 女, 重庆人, 副教授, 主要研究方向: 智能信号处理、专用芯片设计、图像信息处理、现代电子; 刘勇 (1982-), 男, 四川绵阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理、模式识别、嵌入式系统设计; 何伟 (1964-), 男, 湖南人, 副教授, 主要研究方向: 图像信息处理、嵌入式系统、现代数字系统、智能交通。

范围,存在一个最大和最小长宽比。根据这些特点,可以在灰度图像的基础上提取相应的特征。3) 车牌内字符之间的间隔比较均匀,字符和牌照底色在灰度值上存在跳变,而字符本身与牌照底的内部都有较均匀灰度。4) 车牌有一个连续或由于磨损而不连续的边框,车牌内字符有多个,基本呈水平排列,所以在牌照的矩形区域内存在较丰富的边缘,呈现出规则的纹理特征。

二值化的车牌图像的显著特征是字符纹理特征。纹理特征描述方法一般分为三大类:结构法、谱方法和统计法。实际中常用到的是多尺度滤波技术,使用滤波器组来获取图像纹理特征向量。由于二值化的车牌图像纹理特征主要集中在水平方向上,体现的是具有一定疏密度的黑白像素分布,因此,可以通过采用反映不同疏密度的一维滤波器组在水平方向上对二值图像进行滤波获得车牌图像的纹理特征。算法中用3个一维滤波器来进行车牌二值图像的纹理特征提取^[3]:

$$\begin{cases} L1 = [-1 & 0 & 1] \\ L2 = [-1 & -1 & 1 & 1]/2 \\ L3 = [-1 & -1 & 0 & 1 & 1]/2 \end{cases} \quad (2)$$

由于车牌区域图像纹理特征具有空间分布的均匀性,对滤波后的图像用其标准偏差 σ_i 来表示其纹理特征值:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_m \sum_n (|f(x,y)| - u)^2} \quad (3)$$

式中 $f(x,y)$ 为图像数据 u 为图像的平均能量:

$$u = \frac{1}{m \times n} \sum_m \sum_n |f(x,y)| \quad (4)$$

这样就可以得到车牌区域的特征描述向量:

$$T = [\sigma_1 \quad \sigma_2 \quad \sigma_3] \quad (5)$$

通过对待定局部区域图像进行滤波处理获得其特征向量 T ,将其与车牌特征描述向量进行比较就能得到该区域作为车牌区的可能性。

3 基于 AGA 的车牌粗定位

车牌提取是一个寻找最符合牌照特征区域的过程,本质上讲,就是一个在参量空间里寻找最优解的问题,而寻找参量空间的全局最优解恰恰是遗传算法最擅长的。

3.1 遗传算法原理

遗传算法是模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型。它的思想源于生物遗传学和适者生存的自然规律,是具有“生存+检测”的迭代过程的搜索算法。遗传算法以一种群体中的所有个体为对象,并利用随机化技术指导对一个被编码的参数空间进行高效搜索^[4]。其中,选择、交叉和变异构成了遗传算法的遗传操作;参数编码、初始群体的设定、适应度函数的设计、遗传操作设计、控制参数设定五个要素组成了遗传算法的核心内容。

遗传算法中常用的遗传操作有选择、交叉和变异:选择算子(selection/reproduction)从群体中按某一概率成对选择个体,某个体 X_i 被选择的概率 P_i 与其适应度值成正比。交叉算子(Crossover)将被选中的两个个体的基因链按概率 P_c 进行交叉,生成两个新的个体,交叉位置是随机的。其中 P_c 是一个系统参数。变异算子(Mutation)将新个体的基因链的各位按概率 P_m 进行变异。

3.2 改进自适应遗传算法车牌定位

标准遗传算法本身存在着 GA 的早熟即过早收敛于局部值等缺陷。过早收敛在传统的遗传算法中很普遍,而且难于克服,这给遗传算法的应用带来了很大的不便。

遗传算法的参数中交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的选择是影响遗传算法行为和性能的关键所在,直接影响算法的收敛性, P_c 越大,新个体产生的速度就越快。然而, P_c 过大时遗传模式被破坏的可能性也越大,使得具有高适应度的个体结构很快就会被破坏;但是如果 P_c 过小,会使搜索过程很慢,以至停滞不前。对于变异概率 P_m ,如果 P_m 过小,就不易产生新的个体结构;如果 P_m 取值过大,那么遗传算法就变成了纯粹的随机概率搜索算法。针对不同的优化问题,需要反复实验来确定 P_c 和 P_m ,这是一个繁琐的工作,而且很难找到适合每个问题的最佳值。Srinivas 等提出一种自适应遗传算法(Adaptive GA,AGA), P_c 和 P_m 能够随个体的适应度自动改变。

在自适应遗传算法中,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 按如下公式自适应调整^[5]:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{f_{\max} - f'}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}} \\ k_2, & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (6)$$

$$P_m = \begin{cases} k_3 \frac{f_{\max} - f}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}} \\ k_4, & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (7)$$

其中: f_{\max} 群体中最大适应度值; f_{avg} 每代群体的平均适应度值; f' 要交叉的两个个体中较大适应度值; f 要变异个体的适应度值; k_1, k_2, k_3, k_4 在 $[0,1]$ 取值。

从以上公式可以看出,当适应度值越接近最大适应度值, P_c 和 P_m 的值就越小;当等于最大适应度值时, P_c 和 P_m 的值为零。这种调整 P_c 和 P_m 的方法对于群体处于进化后期时比较合适,因为在进化后期,群体中每个个体基本上表现出较优的性能,这时不宜对个体进行较大的变化以免破坏了个体的优良性能结构;但是这种调整方式对于群体处于进化初期阶段就使得进化过程略显缓慢,因为在进化初期阶段群体中的较优良的个体几乎处于一种不发生变化的状态,而此时的优良个体不见得是优化问题的全局最优解,这容易使进化走向局部最优解的可能性增加。

针对以上问题对 P_c 和 P_m 做如下改进,使群体中最大适应度的个体的 P_c 和 P_m 不为零,分别提高到 P_{c1} 和 P_{c2} 。

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}} \\ P_{c1}, & f' \leq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (8)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}} \\ P_{m1}, & f \leq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (9)$$

其中: $P_{c1} = 0.9, P_{c2} = 0.6, P_{m1} = 0.1, P_{m2} = 0.01$ 。

这样就相应地提高了群体中表现优良的个体的 P_c 和 P_m ,使得他们不会处于一种近乎停滞不前的状态。因此,自适应的 P_c 和 P_m 能够提供相对某个解的最佳 P_c 和 P_m 。改进自适应遗传算法在保证群体多样性的同时,保证遗传算法的收敛性。

车牌搜索范围为整幅图像,可变的参量有车牌子图像的位置 (x,y) ,以及车牌区域的宽度和高度 $(width,height)$,这样序列 $(x,y,width,height)$ 唯一确定车牌可能的区域。实际中车

牌的大小固定在一个范围之内,我们固定待定车牌区域的大小($width,height$),具体大小由实际情况来确定(实际中我们取的是(90,30))。一般情况下的取值比图像中车牌实际区域大小要大一些,后面的车牌精确定位就是为了去掉这些多余的区域。在遗传计算中采用了联赛选择算子。由于二进制编码的局部搜索能力较差,因此,直接采用二维实数编码 $[X_i^*, Y_i^*]$ 。针对实数编码采用算术交叉算子。算术交叉算子与一般的交叉算子的差别在于,算术交叉并不是简单的“基因”交换,而是对“基因”进行线性组合。交叉算子如下:

$$\begin{cases} p_{child1} = \alpha p_{parent1} + (1 - \alpha) p_{parent2} \\ p_{child2} = (1 - \alpha) p_{parent1} + \alpha p_{parent2} \end{cases} \quad (10)$$

其中: α 是(0,1)间均匀分布的随机变量。为了简化变异操作,变异采用了直接产生一个新个体来代替要变异的个体,而个体是否要变异由 p_m 决定。

接下来就是根据在待定区域获得的纹理特征向量,将其与车牌的纹理特征向量进行比较就能得到该待定区域为车牌区的可能性。距离度量为:

$$d = \sum_i |\sigma_i - \sigma_{gi}| \quad (11)$$

其中: σ_{gi} 是实际根据车牌区域统计得到的纹理特征向量, σ_i 为待定区域计算得到的纹理特征向量。搜索过程中当有最优个体特征矢量距离差 $d < 0.01$ 时,认为找到车牌区域,算法停止。图2为用自适应遗传算法定位的车牌结果。



图2 遗传算法定位的车牌

4 车牌精确定位

为了降低参数空间的大小,在遗传算法中固定了待定车牌子图像的大小。由于给定的高度和宽度一般比实际的车牌大小要大一些,因此在遗传算法定位以后还要对车牌区域进行精确定位,去掉多余的边框。笔者采用的是对粗定位的二值图像做水平和垂直投影来确定车牌的上下和左右边界。在投影之前先对图像做局域差分处理,以突出车牌字符的边缘,然后采取水平和垂直投影的方法精确定位车牌。

首先对图像做如下操作:

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & f(x,y+1) - f(x,y) \neq 0 \\ 0, & f(x,y+1) - f(x,y) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

通过相邻像素相减,突出了边缘(如图3)。

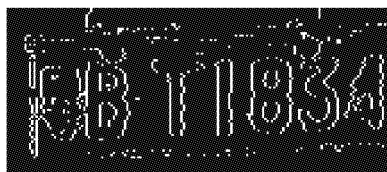


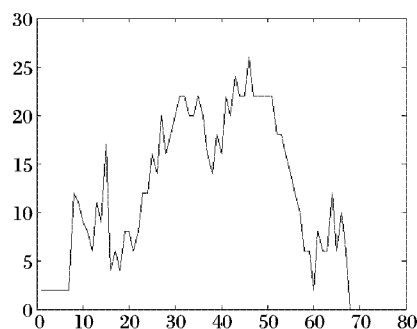
图3 图像相邻像素相减

投影中采用灰度跳变次数作为车牌区域的特征。对二值图像进行逐行扫描,累加每一行的灰度值,即为每一行的灰度

跳变值。每一行灰度跳变次数 $D(x)$ 可表示为:

$$D(x) = D(x) + f(x,y); x = 1, 2, 3, \dots, n \quad (13)$$

扫描时从车牌区域的中间向上和下两边搜索。我国车牌一般有7个字符,每个字符至少会出现2次灰度跳变^[6]。可以假设字符跳变最小次数的阈值为14,即跳变次数小于14的扫描行不属于车牌区域,由此可以确定车牌的上下界。然后对水平投影后得到的图像做垂直投影来确定车牌的左右边界。扫描时从两边向中间扫描,每一列灰度累加小于1的认为不属于车牌区域。结果如图4(c)所示,从中可以看出,车牌的左边框没有完全去除,这可以在以后的字符分割阶段去除。



(a) 行扫描灰度跳变次数



(b) 车牌水平投影结果



(c) 车牌垂直投影结果

图4 车牌处理结果

5 结语

车牌定位是车辆牌照自动识别系统中的关键和难点,实际图像中的噪声、复杂的背景等干扰都会使定位十分困难。经典遗传算法本身存在着早熟(过早收敛于局部最优值)等缺陷,而改进的自适应遗传算法能根据个体的适应值自动调整算法中的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 值的大小,在保证群体多样性的同时,保证遗传算法的收敛性,很好地解决了早熟问题。结合水平和垂直投影的方法,车牌定位很成功。

参考文献:

- [1] 袁宝明,于万波,魏小鹏. 汽车牌照定位综述[J]. 大连大学学报, 2002, 23(2): 6-12.
- [2] 卢昭金,韩焱. 基于OTSU法的车牌自动定位技术研究[J]. 电脑开发与应用, 2006, 19(5): 2-4.
- [3] 熊军,高教堂,都思丹,等. 应用遗传算法进行车牌定位[J]. 计算机应用, 2004, 24(6): 163-167.
- [4] 王正志,薄涛. 进化计算[M]. 北京:国防科技大学出版社, 2000.
- [5] 王小平,曹立明. 遗传算法:理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2002.
- [6] 路小波,张光华. 基于二值图像的车牌精确定位方法[J]. 东南大学学报, 2005, 35(6): 972-974.
- [7] 是湘全,何苑凌,蔡孟波. 遗传算法在车牌定位中的应用[J]. 公路交通科技, 2000, 17(2): 33-36.