

主动轮廓模型在车牌识别算法中的应用研究

汤志勇,杨晨晖,叶步才

(厦门大学 计算机科学系,福建 厦门 361005)

摘要:提出了一种识别机动车辆牌照的算法。该算法首先利用车牌的纹理特征和区域形状特征检测车牌区域。为提高区域检测的正确性,利用新的改进的主动轮廓模型,利用先验知识确定精确的车牌边界。在精确确定车牌区域基础上,可以准确切割出车牌中的字符,从而提高识别率。

关键词:智能交通系统;主动轮廓模型;车牌识别

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1005-3751(2005)09-0053-03

Vehicle License Plate Recognition Method Based on Active Contour Model

TANG Zhi-yong, YANG Chen-hui, YE Bu-cai

(Dept. of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: A license plate recognition method is presented. It utilizes the texture character and region shape character of a plate to extract the initial region. To improve the region extraction accuracy, propose a novel method based on advanced active contour model for employing the apriori knowledge of the license plate. Because of the accuracy of the plate region extraction, the character can be extracted exactly from the plate region. It can improve the accuracy rate of the characters recognition.

Key words: intelligent traffic system; active contour model; vehicle license plate recognition

0 引言

智能交通系统(ITS)已成为当前交通管理发展的主要方向,而车牌识别技术作为智能交通系统的核心,起着举足轻重的作用。基于计算机数字识别技术的车牌自动识别技术,在大型停车场、交通管理部门的违章监控、高速公路及桥梁的收费管理等方面,有着广泛的应用前景。

典型的车牌识别过程由图像采集、预处理、二值化、车牌定位、字符分割和字符识别等过程组成。车牌识别技术已成为图像处理 and 模式识别技术^[1]研究中的热点。现有的车牌识别算法对于复杂背景下的车牌识别仍有未尽如人意之处。要从复杂的背景图像中提取出文字来,必须克服由于图像的背景复杂且自然场景光照不均,以及对对比度较低或图像模糊等原因给文字定位、分割带来的困难。采用传统的定位和切分字符的方法,在图像质量欠佳的情形下,图像二值化无法将字符与字符、字符与边框较好地分割开来,常用的投影法或连通分析的方法难以奏效,同时也无法准确地利用车牌的确定的几何特征和字符分布特征来获得准确的字符矩形。J. R. Parker, Pavol Federl 曾

提出,以车牌的几何特征和字符分布特征等先验知识作为优化选择标准,利用进化算法来寻求车牌字符矩形。该算法充分利用了车牌的宏观特征,避免了投影法等方法对于图像质量要求较高的缺陷。然而该算法的实时性有所欠缺,且仅仅利用了车牌的结构特性而没有充分利用车牌的纹理、色彩等图像特性。在此提出一种基于主动轮廓模型的精确定位车牌的方法,可以准确求出与车牌边框相符的矩形边界,提高切割字符矩形的准确率,为随后的字符识别奠定基础。

1 车牌区域的检测(车牌定位)

对车牌区域检测需要运用车牌区域所特有的属性。通过分析知道,在各种条件下车牌所在的图像区域稳定可靠的信息是它具有丰富的边缘,因此可以针对边缘信息分析为基础设计车牌初始定位的算法。利用文献[2]中提到的自动扫描识别算法,即笔划间隔的像素稳定在某一个范围内,笔划数也存在下限的特点,设定阈值,通过扫描确定车牌候选位置。最后利用车牌的字符布局规则性等约束条件可以最终选择出初始车牌区域。如图1所示。其他的车牌定位算法在文献[3~5]中均有详细叙述。在本阶段可以获得的信息有:车牌颜色、车牌的基本位置、车牌中的前景和背景像素的大致分布。

收稿日期:2004-11-18

作者简介:汤志勇(1977—),男,福建顺昌人,硕士研究生,研究方向为图像与信息处理、智能交通、多媒体技术。

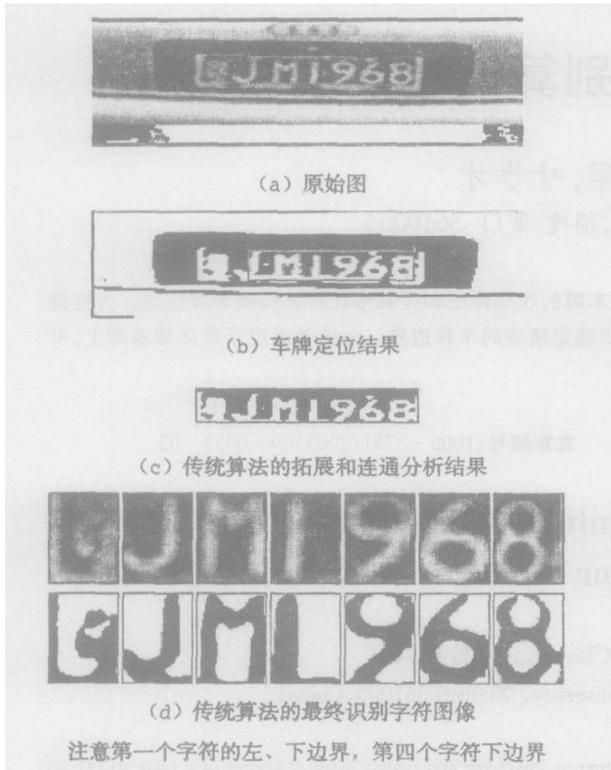


图 1 传统定位方法结果图示

2 主动轮廓模型

主动轮廓模型 (Active Contour model) 又叫蛇形算法 (Snake method), 是由 Kass 等人在 1987 年首次提出, 可以应用于图像分析和机器视觉中各种问题的解决。在文献 [6] 中, 首次提出使用能量最小化方法达到计算机视觉目标的方法。

在主动轮廓模型中, 根据曲线的形状和在图像中的位置确定曲线的“能量”, 该能量的局部极小值是与期望得到的图像属性相关的。snake 不能完全解决在图像中寻找轮廓的问题, 还需要依靠其他机制, 在与其他机制交互的基础上完成任务。这一交互必须为 snake 具体指定一个期望获得的轮廓的估计形状和位置, 然后使用先验知识引导 snake 向着合适解的位置移动。snake 表现出主动 (active) 特性, 总是倾向于最小化它的能量函数。所用最小化的能量函数是外力和内力的加权和。内力由 snake 的形状得到, 而外力则是从图像中获得, 或是从更高级图像理解中得到。参数化的 snake 可定义为 $V(s) = [x(s), y(s)]$, 这里 $x(s)$ 和 $y(s)$ 是轮廓点的 x 和 y 的坐标值, 其中 $s \in [0, 1]$ 。能量函数可以写成下面形式:

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds = \int_0^1 \{ [E_{int}(v(s))] + [E_{image}(v(s))] + [E_{con}(v(s))] \} ds \quad (1)$$

这里 E_{int} 表示曲线因为弯曲所产生的内部能量, E_{image} 表示图像中得到的力, 而 E_{con} 是外部约束力。曲线内部能量可以写成如下形式:

$$E_{int} = (s) \left| \frac{dy}{ds} \right|^2 + (s) \left| \frac{d^2y}{ds^2} \right|^2 \quad (2)$$

其中 (s) 和 (s) 规定了 snake 的弹性 (elasticity) 和刚性 (stiffness)。若在点 s_k 处 $(s_k) = 0$, 则允许 snake 在该点二阶不连续, 这时会在该点出现角点。能量积分 (1) 中的第二项是从 snake 所在的图像中获得的。考虑目标轮廓为边缘的情况, 可以得到基于边缘的函数项:

$$E_{image} = \text{edge} E_{edge} = \text{edge} (- / \text{grad} f(x, y) / ^2) \quad (3)$$

这一函数项将令 snake 被吸引到图像中具有较大梯度值的边缘处。能量积分 (1) 中的第三项来自外部约束, 它可以由用户指定, 或来自于其他更高层次的处理, 可以让 snake 朝着或背离某些指定的特征。

轮廓被定义为 snake 达到局部能量极小的位置。这样, 求解符合指定特征的轮廓曲线就化解为求解积分函数最小值的问题。最小化能量函数 (1) 的方法在文献 [7~9] 中均有论述。

3 用于车牌精确定位的改进主动轮廓模型

Kass 等人提出的算法存在相当多的问题, 如数值计算的不稳定和控制点收敛趋势等等, 尤其是在计算过程中不能加入外部的强约束。Amini 等人 [7,8] 在第二届国际视觉会议上提出的动态规划法在一定程度上解决了上述问题。然而该算法计算量过于庞大, 不利于实时计算。Williams 等人提出了贪婪算法, 在很大程度上较少了计算量, 同时保留了动态规划算法可以加入强约束等特性。贪婪算法将计算量从原来 $O(n(m+1)^3)$ 降低到 $O(n(m+1))$, 其中 n 为主动轮廓上控制点的个数, m 为迭代时选取的控制点邻域大小。贪婪算法的思想是: 认为轮廓曲线上的各个控制点在计算能量时, 与其他各点均不相关, 认为此时其他各点均处在最佳位置。利用贪婪算法所求的不一定为最优解, 但通常可得到满意解。

传统的求解 snake 模型的算法直接用于车牌边缘求解不能获得满意效果 [10]。文中基于贪婪算法, 提出了一种新的改进主动轮廓模型算法 (Advanced - ACM, A - ACM)。考虑利用车牌定位算法, 已可以给出车牌大致轮廓。在实际应用中, 这种粗定位方法无法给出精确的车牌边界。常见的错误为上下边界与字符粘合, 无法准确分割边界与字符; 车牌倾斜的情形下, 上下边界可能被误认为字符的一部分; 左右边界定位错误, 出现字符缺失, 等等。文中将改进主动轮廓模型用于车牌边缘的精确定位。

首先选取改进主动轮廓模型的能量方程。曲线的总能量方程如下:

$$E_{total} = \sum_{i=0}^{n-1} I E_{cont, i}(i) + I E_{curv, i}(i) + \sum I E_{image, i}(i) + I E_{con}(i) \quad (4)$$

其中, 第一项为内部能量一阶项 (连续性项)。在车牌上下边缘可使用如下公式计算:

$$d_i = | \bar{d} - | v_i - v_{i-1} | |$$

$$= | \bar{d} - \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} | \quad (5)$$

\bar{d} 为模型上各控制点之间的平均值,且在算法每次迭代的最后都要对其重新计算。此公式使得曲线上控制点趋于均匀分布。在车牌的左右边缘可以使用如下公式:

$$- | v_s |^2 = - | \partial v / \partial s |^2 - | v_i - v_{i-1} |^2$$

$$= - ((x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2) \quad (6)$$

使用这一公式,在追求能量最小化的目标下将使得边缘曲线有膨胀趋势。

式(4)的第二项(曲率)可以使用如下公式近似计算:

$$\left| \frac{d^2 v_i}{ds^2} \right|^2 = | v_{i-1} - 2 v_i + v_{i+1} |^2$$

$$= (x_{i-1} - 2 x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2 y_i + y_{i+1})^2 \quad (7)$$

式(4)中的第三项,即图像能量项。由于目标轮廓为车牌的边缘,有明显的灰度梯度变化,因而可将梯度场视为能量场,具有最大梯度的图像点应当具有最小势能。假定 $Grad_{cur}$ 为当前控制点梯度, $Grad_{min}$, $Grad_{max}$ 分别为邻域中各点的最小、最大梯度值,则公式

$$(Grad_{min} - Grad_{cur}) / (Grad_{max} - Grad_{min}) \quad (8)$$

可以近似求得当前的图像能量。式(4)的第四项,即外部约束能量项,可以根据目标轮廓特性设定。按照国家标准,机动车辆牌照有着严格的背景与字体的色彩规定,中国大陆地区的车辆牌照大体可以分为黄底黑字、白底黑字、蓝底白字、黑底白字四类。同时,车牌还具有鲜明的纹理特征。因而考虑利用色彩与纹理信息添加外部约束能量项。同样利用上述梯度变化形成能量场的思想。对于色彩信息,利用 HSI(色度、饱和度、强度)色系中的色度分量计算梯度,处于不同颜色区域边沿曲线上的点,因其颜色梯度最大而获得最小的“颜色场”能量。在计算过程中,为避免车牌边框和字体像素对于车牌背景颜色计算的干扰,可根据上一阶段中获得的信息去除字符(前景)和边框像素。为利用车牌的纹理信息,也应当形成一个纹理相关的梯度场。由于车牌具有水平方向丰富的边缘信息,因而考虑利用纹理中边缘频率来表述纹理特征。依赖于距离的纹理描述函数 $g(d)$ 可以计算为:

$$g(d) = | f(i, j) - f(i + d, j) | + | f(i, j) - f(i - d, j) | + | f(i, j) - f(i, j + d) | + | f(i, j) - f(i, j - d) | \quad (9)$$

在算法实现过程中,为了突出水平方向的纹理特征,可以适当增加上式中前两项的权值。求图像中各像素的 $g(d)$ 值梯度,形成纹理梯度能量场,同样对于梯度值大的像素点赋予较小的能量。这样在纹理不同区域之边沿曲线上的点,其能量最小。

考虑在算法的迭代过程中,系数 λ_1 , λ_2 和 λ_3 的值应当如何确定。在车牌边缘求解过程的初始阶段,应当充分利用车牌自身的色彩、纹理信息,以及边缘点的灰度梯度

变化特征,使得初始轮廓线在变化中逐步收集目标特征点。因而在此阶段,应当对图像能量项系数 λ_1 和外部能量约束项系数 λ_2 赋予较大值,使得控制点加速向梯度变化大的能量低的点靠近。在迭代过程的后期,为避免车牌边缘在图像中断裂等情形造成对最终求解的错误引导,应当突出边缘的直线性质,应对曲率能量系数 λ_3 赋较大值,使得所求的曲线点渐渐趋向为一线。

算法的运行结果如图 2 所示。



图 2 改进的主动轮廓模型结果图

4 字符区域切割、特征提取及识别

进行上述步骤后,可得到车牌精确的边缘曲线。由于获得了车牌的精确边缘,在充分利用车牌的几何特性基础上,可进行准确的车牌旋转和字符矩形定位及切割操作。

随后进行字符特征提取。对字符应用投影—变换系数法^[11]。设 N 为图形尺寸, $g(x)$ 和 $g(y)$ 分别是图形在 X 和 Y 轴上的投影。进行傅里叶变换得到 K 个变换系数。对 K 个变换系数 g_k 中选出 M 个有代表性的特征,使得由其构成的特征空间中类间距离大、类内距离小。 M 的选择可以根据不同识别对象而定,即识别汉字与字母的特征选择可以不同。得到分类特征之后,便可以利用 SVM 分类器,进行字符分类识别^[12]。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)起源于统计学习理论,它研究如何构造学习机,实现模式分类问题。支持向量机使用结构风险最小化(Structural Risk Minimization, SRM 准则)原理构造决策超平面,使每一类数据之间的分类间隔(Margin)最大。利用特征向量集的训练形成矢量机的分类超平面,所得的 SVM 模型即可应用于车牌字符的识别。

5 结论

由于使用改进的主动轮廓模型,可以获得车牌的准确边缘,根据车牌自身的几何特征,结合传统的字符切割方

(下转第 74 页)

部扫描两大类,相应地对插件也分为外部扫描插件和内部扫描插件。

外部扫描插件运行在 Linux 平台上,包括:

- 1) TCP/UDP 端口扫描插件
- 2) FTP 漏洞扫描插件
- 3) HTTP 漏洞扫描插件
- 4) SSH 漏洞扫描插件
- 5) SMTP 漏洞扫描插件
- 6) IMAP 漏洞扫描插件
- 7) CGI 漏洞扫描插件
- 8) POP 漏洞扫描插件
- 9) RPC 漏洞扫描插件
- 10) 后门漏洞扫描插件
- 11) 拒绝服务漏洞(DoS)插件
- 12) FTP 弱口令探测插件
- 13) OPEN RELAY 邮件转发漏洞检测插件
- 14) UNICODE 遍历目录漏洞探测插件
- 15) 路由器/交换机漏洞扫描插件

内部扫描插件运行在 Unix 平台和 Windows NT 上,包括:

- 1) 服务器登录记录插件
- 2) 用户信息检查插件
- 3) 文件安全性检查插件
- 4) 信任机制扫描插件
- 5) 网络服务安全插件
- 6) Suid 检查插件(Unix 平台)
- 7) NFS 扫描插件(Windows 平台)

而用户扩展插件可以从第三方购买或程序员个人开

发,为了保证兼容性必须根据上述插件接口标准来编写。

2 结束语

针对系统漏洞和网络漏洞的不确定性的特点,为了及时地对漏洞扫描器进行升级和及时地发现漏洞,对 BITScanner 漏洞扫描器的外部扫描模块和内部扫描模块采用动态链接库或共享对象库的插件技术实现。

实验表明:当操作系统或网络设备发布新的漏洞时,首先对漏洞进行分析和归类,然后根据 BITScanner 漏洞扫描器定义的接口标准编写漏洞插件,最后将程序生成的动态链接库或共享对象库考入相应的目录,即可实现该漏洞的扫描,而无需重崖安装漏洞扫描软件。对于未知因素极大的系统漏洞和网络漏洞,插件技术的应用有效地克服了其不确定性的缺点,能够及时有效地发现漏洞,并且大大增强了漏洞扫描器的效率和系统管理员的工作效率。

参考文献:

[1] 曹元大,杨帆,薛静锋,等.基于 UNIX 主机系统的漏洞扫描器的设计[J].北京理工大学学报,2002,22(6):715-717.

[2] 李晓明.高速防火墙的研究与实现[J].微机发展,2004,14(6):104-105.

[3] 杨晓云,王建桥,杨涛,等.LINUX 程序设计[M].北京:机械工业出版社,2002.

[4] Vahalia U. Unix 高级教程系统技术内幕[M].北京:清华大学出版社,1999.

[5] Scambray J,McClure S,Kurtz G.网络安全机密与解决方案[M].杨继张译.北京:清华大学出版社,2000.

(上接第 55 页)

法,大大提高了字符切分的正确率。在实际应用中,车牌识别错误主要由于字符切分失误,因而改进的主动轮廓模型算法在提高识别率上取得了令人满意的效果。

参考文献:

[1] 边肇琪,模式识别[M].北京:清华大学出版社,1992.

[2] 刘效静,成渝.汽车牌照自动识别技术研究[J].南京航空航天大学学报,1998,30(5):573-576.

[3] LOTUFO R A, MORGAN A D, JOHNSON A S. Automatic unnumber - plate recognition[J]. Image Analysis for Transport Applications,1990(4):1-8.

[4] 郑南宁,张西宁.行驶车辆牌照自动识别系统[J].西安交通大学学报,1991,25(1):43-54.

[5] 牛欣,沈兰荪.基于特征的车辆牌照定位算法[J].交通与计算机,2000,1(18):31-33.

[6] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake:Active contour models[A]. In 1st International Conference on Computer Vision [C]. Piscataway, NJ:IEEE,1987.259-268.

[7] Amiri A, Stehrani, Weymouth T. Using dynamic programming for minimizing the energy of active contours in the presence of hard constraints[A]. In 2nd International Conference on Computer Vision[C]. Piscataway, NJ:IEEE,1988.95-99.

[8] Amiri A, Weymouth T, Jain R. Using dynamic programming for solving variational problems in vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1990,12(9):855-867.

[9] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake:Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision,1987,1(4):321-331.

[10] 史耀明,鲍旭东,王遵亮.一种改进型多尺度 DDCM 主动轮廓模型边界检测算法[J].中国图像图形学报,2003,8(3):256-260.

[11] 权炜,郑南宁,程兵,等.基于主动轮廓模型的啤酒瓶凸性字符提取和识别算法[J].信息与控制,2003,32(4):358-362.

[12] 范劲松,方廷健.基于粗集理论和 SVM 算法的模式分类方法[J].模式识别与人工智能,2000,13(4):419-423.

