

基于改进 BP 神经网络的车牌字符识别

王智文

(广西工学院 计算机工程系, 广西 柳州 545006)

摘 要: 在分析了 BP 网络学习算法的缺陷的基础上引入动量项和遗传算法对 BP 网络学习算法进行改进, 大大提高了 BP 网络的收敛速度. 对车牌字符图像进行分割并利用 sobel 算子进行边缘检测来提取字符特征. 然后利用改进的 BP 网络来自动识别车牌字符, 提高了识别的速度和正确率.

关键词: BP 网络; 动量项; 遗传算法; 车牌字符定位; 车牌字符分割; 车牌字符识别

中图分类号: TP391.3

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)09-0066-04

Vehicle License Plate Recognition Based on Improved BP Network

WANG Zhi-wen

(Department of Computer and Engineering, Guangxi University of Technology, Liuzhou 545006, China)

Abstract: In this article, BP network learning algorithm is improved by using momentum and genetic algorithm after analyzing the defects of the BP network learning algorithm. So the convergence rate of BP network is speeded up greatly. The vehicle license plate character image is segmented and feature is extracted by edge detection using sobel operator. And then license plates of cars are automatically recognized by using improved BP neural network. This algorithm can improve the speed and accuracy for the automatic identification of the license plates of vehicle.

Key words: BP network; momentum; genetic algorithm; license plate location; license plate character segmentation; license plate character recognition

1 引言

目前, 国内外汽车牌照的识别技术有 IC 卡识别技术、条形码识别技术、图像处理技术、人工神经网络识别技术^[1]. 前面三种方法存在着使用成本高、识别速度慢等缺点. 由于人工神经网络识别技术有良好的自适应性、自组织性, 很强的学习功能、联想功能、容错功能、识别率高、抗干扰能力强等优点, 因此越来越多地受到广泛关注与应用.

2 BP 网络学习算法

目前, 车牌字符识别广泛采用基于 BP 学习算法的多层前馈神经网络. BP 网络实质上是对任意非

线性映射关系的一种逼近, 由于采用的是全局逼近的方法, 因而 BP 网络具有较好的泛化能力. 但由于 BP 算法具有一些特定的局限性, 其学习过程容易陷入误差函数的局部极值点, 即 E 的超曲面可能存在多个极值点; 如果神经网络的权系数初值设置不当, 就很容易使学习过程收敛缓慢甚至不收敛, 其学习过程较长; 难以确定隐层和隐结点的个数; 如何根据特定的问题来具体确定网络的结构尚无很好的方法, 仍需要凭借经验和试凑. 这些使得人工神经网络识别技术的应用受到许多限制^[2-3].

3 BP 网络学习算法的改进

针对 BP 网络收敛太慢影响了网络在许多方面

收稿日期: 2010-12-28; 修回日期: 2011-01-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(60873179); 广西自然科学基金项目(2011GXNSFA018162); 深圳市科技计划基础研究项目(JC200903180630A); 高等学校博士学科点专项科研基金(20090121110032)

的缺陷,文中引入动量项^[4-5]和遗传算法来改进 BP 网络学习算法。

标准 BP 算法实质上是一种简单的最速下降静态寻优算法,在修正时 $W(k)$,只是按 k 时刻的负梯度方式进行修正,而没有考虑以前积累的经验,即以前时刻的梯度方向,从而常常使学习过程发生振荡,收敛缓慢。为此,利用如下改进算法。

$$W(k+1) = W(k) + \alpha[(1-\eta)D(k) + \eta D(k-1)]$$

(1)

其中, $W(k)$ 既可表示单个的连接权系数,也可表示连接权向量。

$$D(k) = -\delta E/\omega(k)$$

(2)

$D(k)$ 为 k 时刻的负梯度, $D(k-1)$ 是 $k-1$ 时刻的负梯度。 α 为学习率, $\alpha > 0$ 。 η 为动量项因子, $0 \leq \eta < 1$ 。该方法所加入的动量项实质上相当于阻尼项,它减小了学习过程的振荡趋势,改善收敛性。

通过遗传算法,对神经网络的权系数和阈值进行编码,形成所谓染色体,然后模拟自然界的进化过程,对染色体进行选择、交叉以及变异操作,使染色体不断进化,最终产生代表问题最优解的染色体,再经反编码得到优化的网络权系数和阈值。即找到一个点 $\omega_0 \in W$ 使得 $E = g(\omega_0)$ 为 W 上的全局极小值。其中, $W \in R^n$ 表示神经网络所有的权系数和阈值; $g()$ 是 n 维实值非线性函数; E 是神经网络的输出误差。

4 基于改进 BP 神经网络的车牌字符识别

基于改进 BP 神经网络的车牌字符识别可概括为如下过程:首先对车牌图像中的字符区域进行准确定位;其次对定位后的车牌字符区域进行字符分割;然后利用 sobel 算子进行边缘检测来提取字符特征。最后利用改进的 BP 网络来自动识别车牌字符。车牌字符识别流程如图 1 所示。

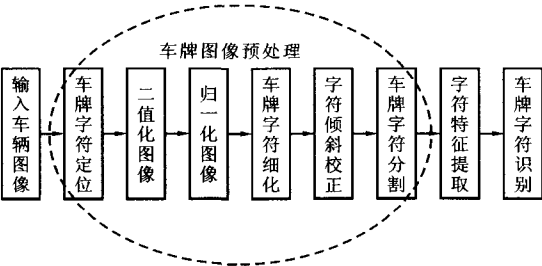


图 1 车牌字符识别流程

4.1 车牌字符定位

文中利用提取灰度图像的边缘来准确定位车牌字符。利用 sobel 算子来提取原始灰度图像的边缘图

像。Sobel 边缘算子如图 2 所示。

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

-1	0	-1
-2	0	2
1	2	1

图 2 Sobel 边缘算子

由于原始图像中光照强度不同,图像边缘的灰度是混合的。为了减少光照条件对提取的图像边缘的影响,通过式(3)对边缘图像进行二值化。

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & g(x,y) \geq t \\ 0, & g(x,y) < t \end{cases}$$

(3)

其中, $t = \text{mean} + \text{covariance}$, mean 是边缘图像的边缘均值, covariance 是边缘图像的协方差。利用 sobel 算子来提取垂直边缘图像。提取图像垂直边缘后,车牌字符的垂直边缘得到增强,计算有效且容易实现,能够获得车牌字符的清晰边缘。由于该方法仅使用灰度图像,大多数彩色信息被丢失。因此,对于由反射字符和灰尘等引起的图像强度的细小差异增强效果不尽人意。车牌字符的准确定位如图 3 所示。图 3(a) 是原始车牌字符图像;图 3(b) 是原始车牌字符图像对应的灰度图像;图 3(c) 是从灰度图像中提取的垂直边缘图像。

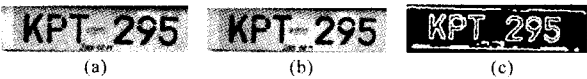


图 3 车牌字符的准确定位

4.2 车牌字符定位分割

车牌字符分割是车牌字符识别的先决条件和关键一步。车牌字符共有 50 个汉字,26 个字母和 10 个数字^[4],需要识别的量不大。但是由于识别时只能根据每个字符的特征来进行判断,而读进来的图像中一般又含有多个字符,在车牌字符识别前对车牌字符分割很有必要。通常需要分割的车牌字符为 5~8 个。然而,由于自然环境变化无常,给自动识别车牌号码中的关键环节——字符分割带来了许多困难。这些因素导致图像质量下降甚至失真,使车牌字符分割的准确性大大降低。固定车牌的铆钉、边界、外部照明和污点等给车牌字符分割带来了许多困难,也成为车牌字符识别领域中的一大研究热点。当然,垂直投影法、轮廓投影法、Hough 变换法和聚类分析法是常用的车牌字符分割方法。但是这些方法存在低分割率及弱抗干扰能力等缺陷。

文中采用面积投影法来分割车牌字符,提高了分割率及弱抗干扰能力。二值图像字符区的亮点数比较多,而且容易形成波峰,而非字符区则亮点比较

少,容易形成波谷.这就给分割字符提供了有利的条件.采用式(4)进行面积投影.

$$k(j) = \sum_{i=0}^H \sum_{j=0}^W f(i, j) \quad (4)$$

其中, $k(j)$ 表示二值化图像中每列亮点像素的个数; H 为字符高度; W 为字符宽度.

取 T 作为判断波峰波谷的阈值(实验表明 T 取平均值时效果比较理想). 设 D 为记录波峰波谷的一维向量, 长度为 W , 则:

$$d(j) = \begin{cases} 1, & k(j) - T \geq 0 \quad (0 < j < W) \\ 0, & k(j) - T < 0 \quad (0 < j < W) \end{cases} \quad (5)$$

这样, D 中就会出现连续的波峰和波谷区的字符区. 车牌字符分割的具体算法如下:

Step 1: 对车牌图像进行差分操作, 利用 Hough 变换检测出车牌的上下边框, 从而得到车牌的倾斜角度, 然后对车牌进行旋转, 校正倾斜.

Step 2: 自下向上对图像进行扫描直至遇到第一个黑色的像素点, 记录下来.

Step 3: 自上向下对图像进行扫描直至遇到第一个黑色的像素点, 如此便找到图像高度的大致范围.

Step 4: 在以上得出的高度范围内, 自左向右逐列扫描, 遇到第一个黑色像素时, 便找到了字符分割的起始位置. 再继续扫描, 直到遇到有一列中没有黑色像素, 则这个字符分割结束. 再如此继续扫描, 直到图像的最右端, 这样就可以得出每个字符的精确宽度范围.

Step 5: 在每个字符的精确宽度范围内, 按照第一步的方法, 分别进行自下向上、自上向下的逐行扫描, 这样就可以得到每个字符的精确高度.

实验结果如图 4 所示. 实验结果表明文中算法能够准确地分割车牌字符, 对模糊车牌具有很强的抗干扰性能. 能有效地克服噪声影响, 且能够有效地分割倾斜车牌.



图 4 车牌字符分割

4.3 网络结构和参数的确定

使用网络机制来提取字符的特征过程中必须建立稳定的神经网络, 并通过对现有样本的训练来识别车牌字符. 训练时间长是神经网络的缺陷, 但是训练后的网络能够轻易地用于识别车牌字符^[5-6]. 神

经网络可以用来处理一些环境信息复杂、背景知识和推理规则不清楚的问题. 它允许训练样本具有一些缺陷, 这满足了识别带有很多噪声的印刷字符的要求. 而且神经网络还可以通过训练不断地得到增强和改进. 由于车牌字符识别的过程中需要识别的数字和字符比较少, 所以在利用神经网络来识别字符时, 不需要考虑没有分类足够的类来进行字符识别的问题. 实验过程中选择图 5 所示的三层 BP 神经网络.

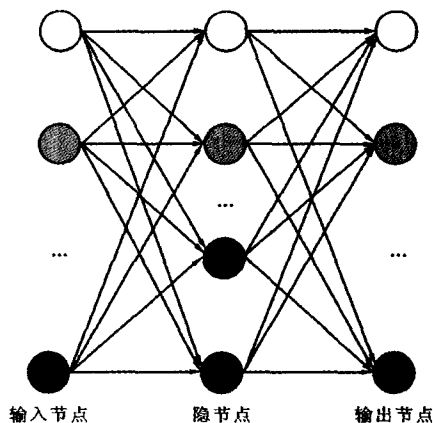


图 5 三层 BP 神经网络

在实验过程中需要选择网络层、每层的节点数、初始化权重、阈值、误差目标值、学习算法、迭代次数、数字变化的频率、节点变换函数及参数、学习比、动量项因子和其它参数. 具体选择见表 1.

表 1 网络参数的选择

参数	字母网络	数字网络
网络层数	3	3
每层的节点数	24	24
初始化权重	1.0	1.0
阈值	0.50	0.50
数字变化的频率	4	5
学习比	0.53	0.62
动量项因子	0.6	0.6
误差目标值	0.000 005	0.000 005
迭代次数	2 642	2 025

如果直接将待处理的字符图像 22×30 个像素直接送入网络, 输入节点要有 660 个, 增加了计算的复杂程度. 文中通过抽取字符特征来训练神经网络分类器, 对容易混淆的字符图像进行分析知道, 字符图像的四个角落有较强的区分度, 所以可以把这四个角的特征提取出来送入网络. 左上角横向取 4 个

象素点为一个输入节点,连续取6行,每一个角就有6个输入节点,四个角一共24个节点输入,这些值的取值范围在0到16之间.第一层外轮廓特征为104个,加上这24个输入,得输入为130变量,输出就是86个变量.在结点个数的设置过程中,先设置较多的结点,在对网络进行训练时,采用如下的误差代价函数:

$$E_f = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^{m_i} (d_{pi} - x_{pi}^{(Q)})^2 + \epsilon \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^{m_i} \sum_{j=1}^{m_i-1} |W_{ij}^{(q)}| = E + \epsilon \sum_{q=1}^Q |W_{ij}^{(q)}| \quad (6)$$

5 训练与测试

对于一个复杂问题,应选择多少数据也是一个关键问题.应依赖于网络的大小、测试需要、输入和输出的分布等因素.通常处理规则是训练模式应是连接权总数的5~10倍.收集学习样本的一般规则是所选择的样本具有代表性、广泛性和简洁性^[6].根据这些原则,在选取样本时,从实际车牌字符中抽取的标准的和数字车牌字符、特别是那些容易混淆的字符被选取来进行训练.具体的训练步骤如下:

Step 1:从训练样本集中选取一对训练样本,用它们作为改进BP神经网络的输入向量.

Step 2:计算网络输出向量.

Step 3:计算一对训练样本的网络输出向量和目标向量之间的误差.

Step 4:计算从输出层到第一中间层之间的误差,然后根据式(1)定义的规则调整网络权重,以便减少误差.

Step 5:对训练样本集中的每个训练样本重复步骤1~4,直到整个训练样本集的误差最小为止.

对改进后的BP网络进行训练和测试,需要在训练过程中使用车牌定位后的字符信息作为训练样本数据反复地训练.对所有样本数据正向运行一次并反传修改连接权一次称为一次训练(或一次学习),这样地训练需要反复地进行下去直到获得合适的映射结果,通常训练一个BP网络需要成百上千次.使用字符输出的轮廓特征模板匹配和BP网络的车牌字符识别具有识别简单、有效、高速、灵活等

优越性^[7].

6 结束语

文中提出了基于改进BP神经网络的车牌字符识别算法,通过引入动量项和遗传算法来改进字符识别算法,大大提高了BP网络的收敛速度.文中提出的算法进行车牌字符识别,识别的准确性较好,但下一步需要研究的是对汉字进行识别,并通过改进算法提高汉字的识别正确率.

参考文献:

- [1] 王智文. 基于改进BP神经网络的车牌字符识别研究[J]. 广西工学院学报, 2006, 17(3): 86-88.
- [2] Anagnostopoulos, Christos-Nikolaos E Anagnostopoulos, Ioannis E Psoroulas, et al. License plate recognition from still images and video sequences: A survey [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(3): 377-391.
- [3] 王智文, 李绍滋, 刘美珍, 等. 基于科斯塔斯环法的载波提取的设计[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(10): 193-196.
- [4] Pan Mei sen, YanJun biao, Xiao Zheng hong. Vehicle license plate character segmentation [J]. International Journal of Automation and Computing, 2008, 5(4): 425-432.
- [5] Deb Kaushik, Jo Kang-Hyun. HSI color based vehicle license plate detection [C] // 2008 International Conference on Control, Automation and Systems, ICCAS. Korea, Seoul, 2008: 687-691.
- [6] 许学斌, 张新曼, 张德运. 基于多宇宙并行量子遗传算法的多传感器图像融合方法[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(12): 37-40.
- [7] 王智文, 李绍滋, 苏松志, 等. 一种基于量子进化算法的快速水印算法[J]. 光电子. 激光, 2010, 21(5): 737-742.

作者简介:

王智文 男, (1969-), 博士研究生, 副教授. 研究方向为智能优化理论、运动目标检测与识别、机器学习与计算机视觉与图像处理.