

# 改进传统BP算法提升机动车牌照字符识别性能

张秀玉

(福建信息职业技术学院 传媒系, 福建 福州 350019)

**【摘要】**BP算法已广泛应用在机动车牌照识别系统中,但如何进一步提高车牌识别的速度和准确率是车牌识别系统最根本的问题。本文针对标准BP算法的不足,提出通过对作用函数进行修正、自适应调整迭代过程步长进行BP算法改进,对比分析改进前后BP算法在车牌识别技术中的应用,显示改进后的算法具有收敛速度快、识别时间短、识别率高等方面的优点,识别性能得到了很大优化。

**【关键词】**车牌识别;BP算法;收敛速度

**【中图分类号】**TP391.41 **【文献标识码】**A **【文章编号】**1673-1891(2011)03-0058-03

## 1 引言

目前车牌识别系统作为智能交通系统的重要组成部分,对车辆定位、交通流量的监控具有重要的意义。我们国家已经将车牌识别技术广泛应用于高速公路收费站、城市交叉路口、港口和机场、国家机关等重要场所。

如图1所示,车牌识别系统应用于高速公路收费站结构示意图:在接收到收费站的识别请求信号后,首先采用摄像机从监控视频流中获得车辆牌照的原始图像,通过视频采集卡将数据格式转换,所得到的车牌图像经过车牌定位、车牌分割后,得到归一化的字符图像,最后经过字符识别将结果即车牌字符信息发送至高速公路收费系统和监控中心,供后续应用。

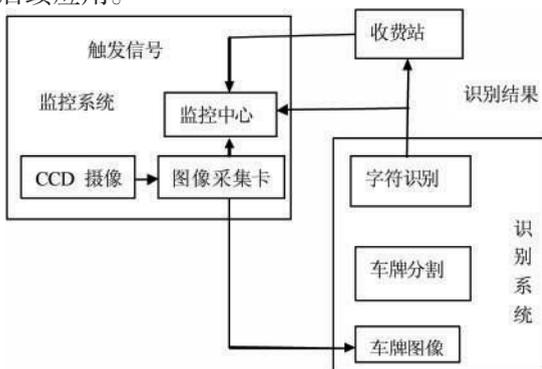


图1 车牌识别系统的结构图

车牌识别技术现在虽然取得了很大进展,但总体来看,在全天候条件下识别精度约为80%,而且识别时间较长,离方便、快速、可靠地投入应用还有很大的提高空间。最大的提高空间就在于算法的提高。

本文在标准BP算法的基础上,围绕如何加速传统BP网络的收敛速度,提出了改进方案,利用Visual C++6.0环境进行系统的实现,应用在车牌识

别系统中,实验证明改进的BP算法比传统的BP算法具有收敛速度快、识别时间短、识别率高。

BP网络是1986年由Rumelhart和McClelland为首的科学家小组提出,是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。它的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。BP神经网络模型拓扑结构包括输入层(input)、隐层(hidden layer)和输出层(output layer)。

## 2 BP算法基本理论及其缺陷

BP神经网络是一种按误差反向传播算法训练的多层前馈网络,一般由输入层、隐含层和输出层组成,如图2所示。

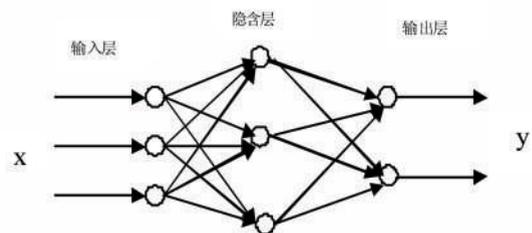


图2 BP神经网络结构

BP学习算法的基本思想是学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时,输入信号从输入层传入,经各隐层逐层处理后,传向网络输出层。若网络输出层的实际输出与期望的输出相符,则BP学习算法完成。否则,转至误差反向传播。误差反向传播是将误差信号(期望的输出与网络输出之差)以某种形式通过隐层向输入层逐层反向传播,由梯度下降法调整各层神经元的权值与阈值,如此不断调整的过程,一直进行

收稿日期:2011-07-16

作者简介:张秀玉(1964-),女,副教授,研究方向为数字媒体和数据挖掘。

到网络输出误差减小到要求的精度。

标准BP学习算法过程如下:

(1)初始化:初始化相关参数如学习速率  $a_{ij}$  ( $k$ )、误差精度  $\varepsilon$  等,并用小的随机数设定权值。

(2)信号正向计算:对  $n$  个输入信号样本,计算对应输出层的输出  $y_j(k)=f(W_{ijk}x_j-\theta_j)$ ,  $f_{yj}(k)$  是输出函数(激励函数),求出基本BP学习算法的误差函数。

$$E_k W = 12p = 1p_i = 1n(dpi - y_{pi})^2 \quad (1)$$

此时(1)式中  $dpi$ , 表示第  $p$  组输入信号样本的第  $i$  个样本输出,  $y_{pi}$  表示第  $p$  组输入信号样本时的第  $i$  个神经网络输出。

BP学习训练过程就是采用梯度下降法来调整权值,即

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij} + a_{ij}(k)D_{ij}(k) \quad (2)$$

$$D_{ij}(k) = -\partial E \partial W_{ijk} \quad (3)$$

其中,  $W_{ijk}$  表示  $k$  时刻BP网络前一层的第  $j$  个输入连接到后一层的第  $i$  个节点的权值系数,  $D_{ij}(k)$  为  $k$  时刻误差代价函数  $E$  的负梯度,  $a_{ij}(k)$  表示  $W_{ij}(k+1)$  的学习率。

(3)如果  $E_k W < \varepsilon$ , 即网络输出误差减小到要求的精度,则停止计算,转向步骤(5)。

(4)误差反向传播:是通过将输出误差反向传播,将误差分摊给各层所有单元,从而获得各层单元的误差信号,进而修正各单元的权值,这个过程是一个权值调整的过程。根据公式(2)更新权值,  $k=k+1$ , 转向步骤(2)

(5)输出结果

以上BP算法的最大缺陷是学习效率低、速度慢。这主要是由于基本BP算法中的学习率是个常数值,如果该值太大,可能出现不恰当的震荡,甚至导致发散。为了保证算法的收敛性,学习速率必须是一个较小值,导致BP算法的收敛不可能较快,并且在接近极小值处,梯度变化值逐渐趋于零,算法的收敛速度就会特别慢。

### 3 BP算法改进

(1)S型函数修正。在网络学习训练数据确定之后,网络输出误差函数  $E$  的性质特征就完全由  $f$  激励函数来决定。标准BP算法的激励函数一般为S型函数,即

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (4)$$

标准的BP算法对于连接权的校正应为:

$$\Delta W_{ijk+1} = a_{ij}(k) \partial E \partial W_{ijk} \quad (5)$$

根据文献<sup>[1]</sup>,右端中的  $\partial E \partial W_{ij}(k)$  可由下式表示:

$$\partial E \partial W_{ijk} = -d_j - y_{yj}(1 - y_j)x_i \quad (6)$$

$d_j$  为输出层第  $j$  个结点的期望输出,  $y_j$  为实际输出。  $x_i$  为输出层前一层中与连接权相连结点的输出。从式中可以看出,若  $\partial E \partial W_{ijk} \approx 0$ , 可能是  $d_j - y_j \approx 0$ , 也有可能是  $y_j(1 - y_j) \approx 0$ 。实践证明,在网络学习训练学习过程中可能出现  $y_j \approx 0$  或者是  $(1 - y_j) \approx 0$  两种情况,特别是在BP算法中多个网络输出层的输出中较常出现这种情况。若  $y_j \approx 0$  或  $(1 - y_j) \approx 0$  即网络输出层的实际输出与期望的输出基本相符,则BP学习算法出现局部最小。所以,有必要在BP算法训练学习过程中对S型函数加以修正。

从以上的分析得出,就要对BP算法的改进,首先在标准的S型函数中引入新参数  $\lambda$ , 则S型函数函数就变型为

$$f_{x,k,\lambda} = 1 / (1 + e^{-kx + \lambda}) \quad (7)$$

其中新参数  $\lambda$  决定着S型函数的收敛速度。

当该非线性函数满足以下两个条件时:首先具有连续光滑单调性;而且定义域为  $(-\infty, +\infty)$ , 值域为  $(0, 1)$ , 这两个条件同时满足情况下,才符合激励函数要求。而且它使得激励函数曲线变得平坦,当  $y_j \approx 0$  或  $(1 - y_j) \approx 0$  时,避开局部极小,因此该函数具有更好的容错能力和函数逼近能力。

(2)加快了算法的收敛速度采用自适应进行调整步长。学习率  $a_{ij}(k)$  选择是BP学习算法收敛速度较慢的主要原因之一。若学习率  $a_{ij}(k)$  选择过小,收敛就慢;若选择太大,则可能修正太过头,引起震荡甚至发散。

针对这一问题,提出了调整步长方法。根据文献<sup>[2,3]</sup>改变学习率  $a_{ij}(k)$  与系数  $h$ :

$$a_{ij}(k) = 2nh \quad n=1, 2, \dots,$$

$$h = \text{sgn}(D_{ij}(k+1)D_{ij}(k))$$

由于步长在迭代过程中自适应进行调整,使误差函数  $E$  在超曲面上的不同方向按照各自比较合理的步长向极小点逼近。若连续两次迭代其梯度方向相同时,表明下降太慢,就要加倍步长。当连续两次迭代其梯度方向相反时,表明下降过头,这时应使步长减半。用于车牌图象识别时,改进后的算法主要实现步骤如下:

(1)对车牌识别图像进行预处理,车牌图像提取、车牌字符分割;进入BP神经网络识别。

(2)给出网络的初始权值,设定系数  $h$ , 学习效率  $a_{ij}(k)$ , 优化目标值  $\varepsilon$ ;

(3)计算误差函数  $E_k$ ;

(4)  $E_k W \leq \varepsilon$ , 则结束计算,否则进行步骤(5);

- (5)计算  $D_{ijk}$ ,  $h_{ijk}$ ;
- (6)计算新权值  $W_{ij}(K+1)$ ;
- (7)令  $k=k+1$ , 返回步骤(3)。

(1)S型函数修正

根据以上分析,验证BP算法改进后在车牌识别上是否能快速收敛,首先构造一个BP网络,在网络输入端输入节点为  $X_1, X_2$  两个车牌,输出节点为  $y_1, y_2$ 。

### 4 BP算法在车牌识别应用的实验结果分析

表1 BP算法改进前后收敛速度比较

算法	一次迭代所需时间/ms	平均迭代次数			总的迭代的时间/s		
标准BP算法	0.25	4.661	20.442	224.125	1.20	5.32	58.22
改进BP算法	0.67	1.365	2.801	10.775	0.92	1.90	7.30

从表 1 可以看出,与标准 BP 算法比较,改进的 BP 算法所需迭代次数和总的学习时间都是最短。这是由于在误差反向传播时,增加新参数  $\lambda$  自动修正,所以总的迭代次数减少了,总的耗时明显减小。当要求精度不高时,两种算法所需时间差别不

大,但随着精度要求的提高,两种算法的差异越来越大,改进 BP 算法快速收敛明显。

(2)自适应调整步长

采用“不加自适应调整步长”与“加自适应调整步长”进行车辆标识,进行试验。如表 2 所示。

表2 BP不加自适应和采用自适应进行调整步长的车辆标识结果

两种方法	不加自适应调整步长	加自适应调整步长	
运行次数	3000	278	395
精度	3.0946e-004	9.06658e-005	9.7880e-007

可见,该采用自适应进行调整步长直接根据误差函数值的变化调整学习速率,算法简单,易于编程实现。并且收敛速度比原BP算法快两个数量级,很好地体现了一种简单直接的优化思想和启发式信息对BP算法收敛速度的改进。

步长学习因子,大大降低网络迭代次数,缩短车辆识别时间,车辆识别率高且更精确。若将该改进算法来预测交通流,必将更适合交通预测的实时性要求,所以该算法在交通预测和控制中有广泛的应用前景,如何将该算法推广到其它重要问题和应用领域中,以及如何进一步提高预测精度将是下一步要进行的工作。

### 5 结束语

本文通过修正标准BP算法作用函数、自动调整

#### 注释及参考文献:

[1]张磊,胡春,钱锋.BP算法局部极小问题改进的研究进展[J].工业控制计算机,2004,17(9):33-34.  
 [2]Chang H,wei x L and Feng Z R.Optimum associative neural network utilizing maximum likelihood.2nd International Work—Conference On the Interplay Between Natural and Artificial Computation,2009,72:1274-1282.  
 [3]汪敬贤.图像边缘检测的改进方法[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2008,27(2):55-57.  
 [4]周燕.实时车牌识别研究及其在智能交通中的应用[D].重庆大学,2008.

## Modifying Traditional BP algorithm for Better Vehicle License Plate Recognition Capability

ZHANG Xiu-yu

(Department of Media, Fujian Polytechnic of Information Technology, Fuzhou, Fujian 350019)

**Abstract:** BP algorithm has been widely applied to vehicle license plate recognition. However, this approach is challenged by the basic problem in the recognition system itself, that is, the accuracy of recognition. Aiming at the limitation of standard BP algorithm, this papers puts forward a method to improve the BP algorithm by modifying the action function and regulating the learning rate. A tested comparison shows that the improved algorithm is much more efficient in license plate recognition thanks to its fast convergence speed, rapid recognition ability and high recognition rate.

**Key words:** Vehicle license plate recognition; BP algorithm; Convergence rate