

文章编号: 1005-0523(2005)01-0071-05

基于神经网络的车牌字符识别算法实验及程序校验

胡晓燕, 蒋先刚, 刘海峰

(华东交通大学 交通信息工程与控制研究所 江西 南昌, 330013)

摘要:对算法简便、识别率高的 BP 网络和自适应谐振 ART 构成的自组织网络两种字符识别进行了综合实验与总结, 结合程序论述了两种字符神经网络识别的原理并给出实验比较结果.

关键词:字符识别; ART 网络; BP 网络; 归一化;

中图分类号: TP391.6

文献标识码: A

1 引言

车辆牌照中的字符主要由汉字、字母和数字组成, 并采用固定的印刷体格式. 然而由于自然因素及人为因素等造成采样后的图像发生几何形变、投影形变、笔画缺损及附加随机噪声, 使得原本规则的印刷体字符发生畸变, 给识别带来了很大困难. 人工神经网络系统具有很强的学习能力、高度并行性、良好的容错性和自适应性等特点, 用于模式识别方面, 它不但能记忆输入信号与输出信号的关系, 并且还能赋予其控制规则, 尤其适用于非线性问题的处理. 利用神经网络自适应的特点, 在进行车牌识别时可以直接把待识别的图像输入网络, 由网络自动实现特征提取并获取识别用的权值. 本文基于 BP 神经网络和 ART 构成的神经网络两种算法对车辆牌照字符识别进行了

综合性调试实验和分析比较.

2 神经网络字符识别的综合分析

2.1 神经网络识别过程

标准的车辆牌照由七个字符组成, 第一位字符是汉字(省名缩写), 第二位字符是大写英文字母, 第三位字符是大写英文字母或数字, 其余字符是阿拉伯数字. 牌照字符识别系统训练及识别过程见图 1, 主要包括四个部分: 首先将待识别字符区域归一化(归一化为 16×20 像素灰度图), 接着提取归一化图的特征值; 然后将这些的特征值作为神经网络的输入, 反复训练网络多次迭代直至各层权值达到稳定, 保存对应的权值; 将待识别的汉字、字母及数字的特征值输入神经网络, 提取各层相应的权值, 根据节点输出的权值得到识别结果.

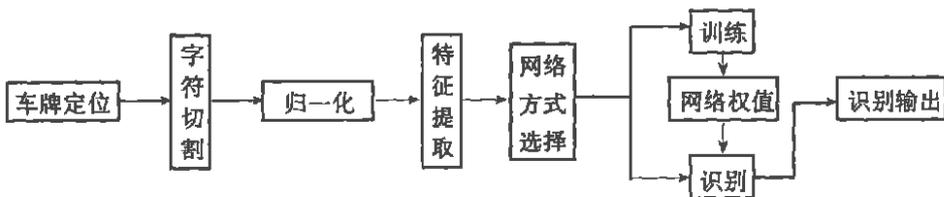


图 1 车牌字符识别训练与识别过程

收稿日期: 2004-09-18

基金项目: 本研究获华东交大 2004 年科研基金资助.

作者简介: 胡晓燕(1989-), 浙江永康人, 华东交通大学在读硕士研究生, 主要研究领域: 工业测控, 多媒体技术.

中国知网 <https://www.cnki.net>

2.2 图像特征提取的不同方式

图像的识别是根据一定的图像特征进行比较实现的,字符特征提取的基本目的是从众多特征中找出那些最有效的特征.特征提取有三种方式,第一种是逐像素特征提取法,对图像进行逐行逐列的扫描,并设黑色像素特征值为1,设白色像素特征值为0.第二种是骨架特征提取法,即将图像的线条进行细化,这样不同字符之间的差别变大.第三种就是垂直方向数据统计特征提取法,即自左向右对图像进行逐列地扫描,统计每列黑色像素的个数,然后自上而下逐列扫描,统计每行的黑色像素的个数,将统计结果作为字符的特征向量,其特征向量的维数是宽度加长度.本程序将车牌字符按长16宽20分割成320网格并采用垂直方向数据统计特征提取320个特征点.

2.3 BP网络识别

2.3.1 BP网络的结构

BP神经网络是一种有导师的学习算法,其算法的基本思想是,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,输入样本从输入层传入,经各隐藏层逐层处理后传向输出层.若输出层的实际输出与期望的输出(教师信号)不符,则转入误差的反向传播阶段.误差反传是将输出误差以某种形式通过隐藏层向输入层反传,并将误差分摊给各层的所有神经元,从而获得各层神经元的误差信号,此误差信号即作为修正各神经元权值的依据.这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程,是周而复始地进行的.权值不断调整的过程也就是网络的学习训练过程.此循环过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为此.

2.3.2 BP网络的算法

- 1) 将权值初始化为0~1之间的随机数;
- 2) 对训练图片进行特征提取并将其值输入网络,指定对应字符的期望输出即:

If Charimg <> Nil Then //对车牌分割后的图像进行特征提取

For j:=0 to ImageHeight-1 do

Begin

For i:=0 to ImageWidth-1 do // ImageHeight、

ImageWidth 为字符位图的像素大小

Begin

If (i,j)/max > 0.2 then //当黑色像素点数大于最大黑像素点的20%

Data[k,j * Imagewidth + i]:=0.9 //像素为黑色时赋值为0.9

else

Data[k,j * Imagewidth + i]:=0.1; //像素为白色时赋值为0.1

3) 调用前向传输函数计算中间隐含层输出和网络实际输出;

Procedure TBP·BPNet __layerforward (Var l1, l2; D1Array; Var Conn; D2Array; n1, n2; integer);

Sum:=Sum+Conn[k,j] * l1[k]; //输入加权总和

l2[j]:=Squash(Sum); //Squash 为激励函数 Result:=(1.0/(1.0+exp(-Sum)))

4) 计算实际输出与期望输出的误差和中间隐含层误差;

Procedure TBP·BPNet __output __error (Var delta, target, output; D1Array; nj; integer); //输出误差

Procedure TBP·BPNet __hidden __error (Var delta __h; D1Array; nh; integer);

Var delta __o; D1Array; no; integer; Var who; D2Array; Var hidden; D1Array); //隐含层误差

5) 根据误差的反向传输函数来调整权值;

New __dw:=(eta * delta[j] * ly[k]) + (momentum * Oldw[k,j]); //其中 eta 为学习因子

W[k,j]:=W[k,j]+New __dw;

Oldw[k,j]:=New __dw;

6) 由最小均方误差编辑框,训练次数编辑框来设定均方误差范围和训练次数,设置最大的迭代次数为15000次,对所有样本反复训练网络,多次迭代直到权值达到稳定.保存输入层到隐含层、隐含层到输出层的权值.

7) 输入待识别的图片到网络中,读取输入层到隐含层、隐含层到输出层的权值,将提取的特征值输入前向传输函数:

BPNet __layerforward (input __unites, hidden __unites, input_weights, n_in, n_hidden); //输入层到隐含层

BPNet __layerforward (hidden __unites, output __unites, hidden __weights, n __hidden, n __out); 隐含层到输出

最终在输出层我们得到7维向量,根据输出结果可以得到待识别图片的识别结果.

2.3.3 BP网络的改进

1) 隐含层神经元数的选择

由于隐含层的存在使神经网络可以实现输入到输出的非线性映射,增加网络层数可以更进一步的降低误差,但同时也使网络复杂化,增加了网络权值的训练时间.误差精度的提高也可以通过增加隐含层中的神经元数目来获得,其训练效果比增加层数更容易调整.因此,一般情况下,应优先考虑增加隐含层中的神经元数,其直接影响神经网络的学习能力与归纳能力.隐含层神经元数目较少时,网络每次学习的时间较短,但有可能因为学习时间不足导致网络无法记住全部学习样本的信息,使权值无法达到全局最小.隐含层神经元的数目越多那么网络识别也就越精确,训练时间也越长,但是隐层神经元不宜取太多,否则会造成网络的存储容量过大,也会导致网络对未知输入的归纳能力下降,降低网络的抗噪声能力,识别率的急剧下级.经过实验测试发现,当隐含层神经元个数改为30个时,识别率下降.

2) BP 网络的改进

BP 网络的最大缺点是样本训练的收敛速度慢,为提高网络的收敛速度,又防止网络的振荡发散,主要采用了两种改进方法:训练步长,动量系数.这两个值可由程序运行者自行选定,虽然选择足够大的训练步长可以使网络迅速收敛,但是取过大可能会导致学习过程系统不稳定.如果取太小,则迭代次数明显增加,导致训练过长,不能保证网络的误差值能跳出误差表面的低谷而最终趋于最小误差值.所以,一般选取相对较小值0.01~0.8以保证系统稳定性;由于训练步长的加入会加快学习速度,可能会引起振荡,所以在算法中加入动量系数以抑制振荡,加快收敛速率其值选取范围为(0,1).

3) 采用分类 BP 网络

车辆牌照一般由七个字符组成,字符的分解由投影法获取,第一个字符是汉字(省名缩写),第二位字符是大写英文字母,第三位字符是大写英文字母和数字,其余字符是阿拉伯数字.在识别过程中0与D,Q;8与B;4与A非常难正确识别,为了提高综合识别率,根据其字符所处位置的差异构造4个神经网络即汉字网络、字母网络、字母数字网络、数字网络.

2.4 ART 网络识别

2.4.1 ART 网络的识别过程

ART 是一种自组织神经网络结构,是无教师的学习网络,它由比较层,识别层两层网络组成.识别层对输入矢量所作出的反应,可以比作是通过警戒

机制的原始输入矢量,警戒提供了一种输入矢量与激励识别层神经元相对应的聚类中心之间的距离测度.当警戒低于预先设置的门限值时,创建一个新的类别并且将输入矢量存于该类别中,就是说,在识别层中,将先前为分配的神经元分配到一个新的输入模式相联系的新类别中.如果输入矢量通过警戒,获胜的神经元就会被训练,以使其在特性空间中相应的聚类中心移向输入矢量.这种机制用来确定具有最大输出的输出神经元与输入模式进行比较的机制.根据这种机制,自适应扩充神经元的输出层,如果已经确定一个输入模式明显地不同于已存在的类,则 ART 网络能创建一个新的相对于这个模式的神经元.

2.4.2 ART 网络的算法

在整个 ART 网络工作过程中 2/3 规则都在起着重要作用,所谓 2/3 规则就是三个输入信号中要有二个信号起作用才能使神经元产生输出信号.在比较层只有同时接收到自下而上的输入信号及自上而下的识别层输出信号时神经元才会被激活.这实际上就是把存储模式和输入模式进行匹配的规则,在程序中用比较层计算规则 RunCompLayer 模块来实现 2/3 规则:

```
Procedure TArtNet.RunCompLayer; //利用 2/3 规则计算比较层
```

```
Var
```

```
i, x : Integer;
```

```
Begin
```

```
for i := 0 to N - 1 do //N 为比较层神经元数
```

```
Begin
```

```
x := XVect[i] + Gain1() + PVect[i]; //PVect
```

为识别层输出

```
if x >= 2 then //当三个输入信号中由两个信号
```

号为 1 时

```
CVect[i] := 1 //比较层激活,输出值为 1
```

```
Else
```

```
CVect[i] := 0; //比较层输出值为 0
```

```
End;
```

```
End;
```

从网络输入模式直到最后把模式存储对对应类别中,网络的运行过程大体上经历了识别、比较、搜索三个阶段.

识别阶段:在输入图片特征向量之前,先初始化比较层、识别层增益值为零.在识别的开始阶段,识别层的反馈矢量设为假,识别层中的每个神经元

将计算它的权值矢量与比较层输出矢量之间的点积,获胜矢量激活并抑制所有识别层中的其它神经元.

比较阶段:这个阶段是执行警戒测试,首先通过三分之二准则得到比较层输出,再计算相似矢量,相似矢量是比较原型和输入模式之间相似程度的尺度,如果相似矢量大于警戒阈值则表示输入矢量和获胜原型之间不存在实质的区别,把输入矢量存入获胜神经元的聚类中心.否则表示输入模式与获胜神经元不十分相似.

搜索阶段:如果获胜者没通过测试,则屏蔽现在的获胜者,回到识别阶段去选择另一个获胜者,反复循环直到选择一个通过警戒测试的获胜者.如果没有神经元通过警戒测试,则新分配一个神经单元来接纳新的模式.当获胜者通过测试时用权值训练模块来调整神经网络的权值:

$Inc(z, CVect[i]); // z$ 等于 z 加上 $CVect[i]$

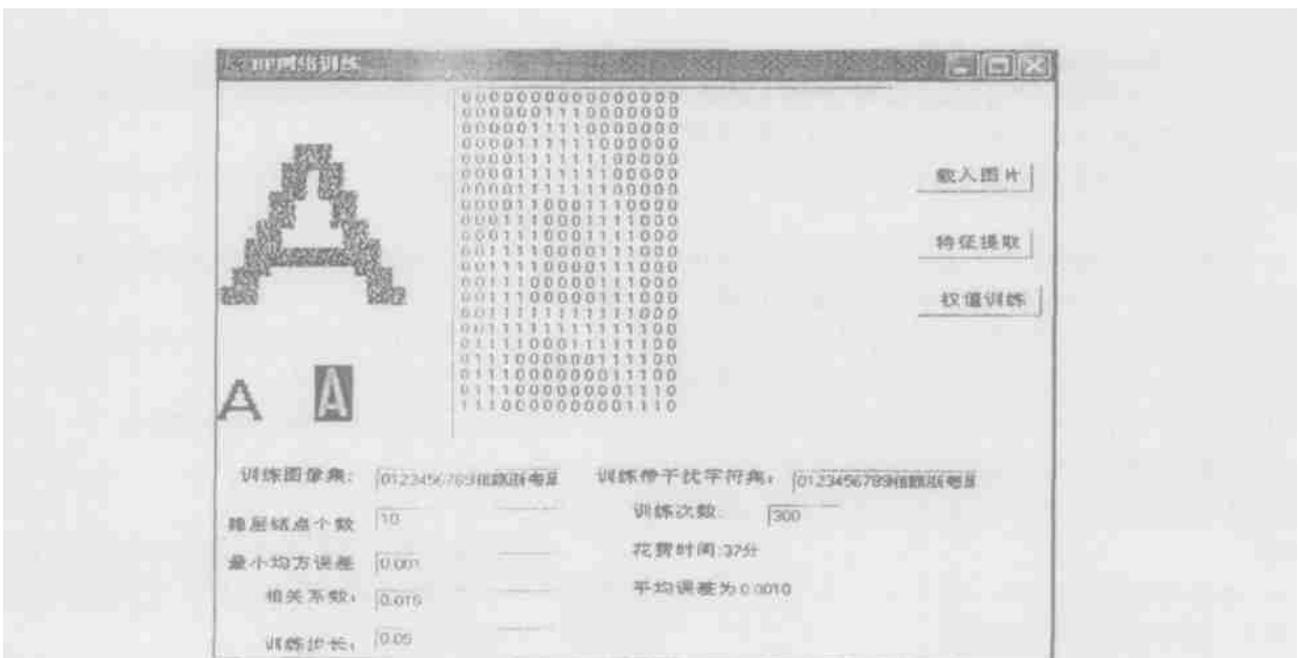
$Wb[i, BestNeuron] := L * CVect[i] / (L - 1 + z); //$ 比较层到识别层的权值

$Wt[BestNeuron, i] := CVect[i]; //$ 识别层到比较层的权值

3 综合实验及分析

3.1 改进 BP 网络实验

对于 BP 网络,本文采用的三层结构,第一层为输入层,由于本实验已经将车牌位图归一化为 $16 * 20$ 的像素点矩阵,所以输入层神经元个数为 320.第二层为隐含层,通过隐层结点个数编辑框可以选择隐含层神经元个数.第三层为输出层,根据车牌的汉字 30 个、字母 26 个、数字 10 个的要求,我们选择 7 个输出神经元即输出向量维数,本程序中采用了二进制码来进行编码,对于输出‘0’,采用(0,0,0,0,0,0,0)这样的目标输出向量,当二进制编码大于 9 是,其后的值分别与字母和汉字对应,如输出‘湘’,采用(0,0,0,1,0,1,0)为目标输出向量.因为神经元的激励函数是 s 型函数即 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$,所以激励函数的输出永远不可能达到 0 或 1,可能会导致算法不收敛,因此采用是接近值 0.1 代表 0,0.9 代表 1.为了提高网络的识别精确,这里将学习速率设为 0.015,动量系数设为 0.5,本实验在训练时自动产生 300 幅带干扰的车牌字符图片和 300 幅实际摄取车牌的归一化图像,对其反复训练次数为 300 次.在实验中发现权值的渐渐稳定,迭代次数在不断的变小,经过多次实验发现改进后的 BP 网络识别方案的识别率为 96.3%比没有相关系数和训练步长的识别方案识别率高出 5%,而且此方案适用于强噪声环境下的字符识别.训练结果如图 2 所示.



中国知网 <https://www.cnki.net> 图2 改进 BP 网络训练界面

3.2 分类 BP 网络实验

采用分类 BP 网络时,根据标准车牌的设计特征,将汉字网络、字母网络的输出神经元数设为 5 个,字母数字网络输出神经元数为 6 个,数字网络 4 个输出.测试数据选取随机摄取的 100 幅车牌图片,各类字符共 600 个,对每类数据随机抽取作为样本,剩余的样本做为测试数据.经过反复实验最后综合识别率见表 1.

由此表可见,采用分类 BP 网络,可以在很大程度上提高车牌的识别率.

表 1 神经网络训练实验识别率统计

网络类型	样本数	误识数	识别率
汉字网络	600	30	95%
字母网络	600	0	100%
字母数字网络	600	35	94%
数字网络	600	15	97.5%
总计	2400	80	96.7%

3.3 ART 网络实验

利用 ART 网络对车牌图像进行试验,当警戒阈值从 0.8 时增加到 3 时,形成的类别数目增加了,而且模式的分布也不同.试验结果为:汉字的识别率为 80%,字母识别率为 95%,数字识别率 97%,由此可见数字、字母的识别率很高,汉字的识别率并不理想.但是与其它神经网络相比,ART 网络反馈能力、输入层和输出层的连接权是双向的,输出层对输入层也有作用,具有很大的灵活性,既适应新的输入模式,同时避免对网络先前所学的学习模式的修改,很好地解决了神经网络中常常面临的稳定性和灵活性的问题.

通过两种神经网络的字符训练实验,我们得出

这四种字符识别技术的比较结果如表 2 所示:

表 2 四种识别技术的性能比较

识别类型	学习方式	稳定性	识别效率	适用识别范围	容错性能
BP 网络	有教师学习	不好	好	车牌、应刷字	一般
改进 BP 网络	有教师学习	收敛速度快	很高	车牌、手写字体	好
分类 BP 网络	有教师学习	收敛速度快	非常高	车牌	很好
ART 网络	自主学习	很好	对汉字识别不理想	人脸、数字、字母	非常好

4 结束语

神经网络具有学习、抗噪和并行计算能力,所以在车牌识别中是一种行之有效的方法.本文实验证明用带有动量项、自适应学习率的反向传播 BP 算法训练神经网络用在含有噪声的字符识别中,具有寻优的全局性和精确性,收敛速度快等特点,从测试效果来看,其识别效果较好,在此基础上再采用字符分类识别则识别效率上会有很大的提高.而利用 ART 神经网络进行车牌字符识别时,字母、数字的识别率都很高,由于汉字的复杂结构,这种方法还不是十分理想,需要做进一步的研究.

参考文献:

- [1] 胡小锋,等. Visual C++/Matlab 图像处理与识别实用案例精选[M]. 北京:人民邮电出版社,2004.
- [2] 王世文,等. 利用神经网络识别车辆牌照字符[J]. 鞍山钢铁学院学报,2001,(24),50~52.
- [3] Abhijit S. Pandya, 等. 神经网络模式识别及其实现[M]. 北京:电子工业出版社,1999.
- [4] 叶晨洲,杨杰,等. 车辆牌照字符识别[J]. 上海交通大学学报,2000,(34),672~675.

Vehicle Plate Recognition by Neural NetWork Based on Delphi

HU Xiao-yan, JIANG Xian-gang, LIU Hai-feng

(Institute of Information Eng., East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: In this paper, two approaches are presented to recognize vehicle characters based on BP neural network and adaptive neural network constructed by ART. With codes examples, it describes two recognition principles and presents experimental results.

Key words: character recognition; ART Network; BP Network; normalization