

文章编号: 1005-8451(2007)12-0004-04

基于BP神经网络的货车车号识别方法研究

杨绍华, 李建勇, 王恒

(北京交通大学 机械与电子控制工程学院, 北京 100044)

摘要: 针对货车车号的字体不规则、单字有断裂的特点, 提出基于图像预处理的动态字符分割和提取算法, 准确地对车号图像进行车号区域提取和车号单字分割。利用Hilditch细化算法对单字进行细化, 提取出能表征数字的结构特征向量。设计出BP人工神经网络, 数字的结构特征向量作为BP网络的输入, 用经过训练的BP网络进行货车车号的识别。

关键词: 字符分割; 车号识别; BP神经网络; 学习算法**中图分类号:** TP201 **文献标识码:** A

Research on method of vehicle number recognition based on BP Neural Network

YANG Shao-hua, LI Jian-yong, WANG Heng

(School of Mechanical, Electronic and Control Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: The vehicle number had the interrupted character and a single character may have ruptures. According to these characters, a dynamic character partition and acquisition algorithm was presented, so it could be accomplished vehicle number area location and single character partition. Based on these, Hilditch thinning algorithm was used to thin the character and pick up the structural character vectors. At last, BP neural network was designed and the vectors were used as network's inputs. Through the trained BPNN, the vehicle number recognition was implemented.

Key words: character partition; vehicle number recognition; BP Neural Network; learning algorithm

散煤运输作为铁路货运的重要组成部分, 车号的读取和记录是非常重要的工作。现有TMIS中已经包含了车号自动识别系统, 它的实现需要在车辆底部安装记载有车辆基本信息的电子标签(AEI)。尽管电子标签包含车号等车辆的多种信息, 但在本文的研究对象—散煤运输抑尘作业中只需要采集车

收稿日期: 2007-05-29

作者简介: 杨绍华, 在读硕士研究生; 李建勇, 教授。

体和群体的作用。

3.4 多Agent协商

协商也是协作的一个重要环节。协商是协作双方为达成共识而减少不一致性或不确定性的过程, 最终目的是“达成一致”。在多Agent协商中, 关键技术是协商协议、协商策略和协商处理。

协商协议主要处理协商过程中Agent之间的交互; 协商策略主要修改Agent内的决策和控制过程; 协商处理则侧重描述和分析单个Agent和多Agent协商社会的整体协作行为。前两者刻画了Agent协商的微观方面, 而后者则描述了多Agent系统协商的宏观层面。

号, 安装如此复杂的设备是没有必要的, 并且一些企业的自备车还未安装AEI。

本文提出了基于图像处理和模式识别的车号识别方法。采用迭代法二值化阈值算法和基于水平投影检测的车号区域定位方法实现车号识别; 针对存在的车号断裂问题, 提出动态车号分割和基于BP神经网络的车号识别方法。此系统采用Visual C++ 6.0平台开发。

4 结束语

本文针对提出的协作模型设计了单体Agent的结构, 但在实际中, 往往相互协作的Agent是异构的, 这种情况下如何形成协作、如何进行任务的分配、如何来制定规划是需要进一步研究和解决的问题。

参考文献:

- [1] 张洁, 高亮. 多Agent技术在先进制造中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [2] Michael Wooldridge. 多Agent系统引论[M]. 石纯一, 张伟. 北京: 电子工业出版社, 2003.

1 图像预处理

图像预处理是车号识别系统中的重要组成模块，通过对车号图像的预处理能够有效地去处噪声，提高图像质量，在现场图像采集系统的设计时，通过调整摄像机的位置和设置曝光时间，能够得到效果较好的车号图像，并且车号在图像中的区域相对固定。图1为现场采集到的原始车号图片。



图1 现场原始车号图像

1.1 迭代法二值化阈值算法

通过对大量现场图片的分析得出，图像上车号区域的灰度值和背景区域的灰度值区分明显，但随着光照和气候的影响，车号区域的灰度值会有较大的变化。如果采用固定的或经验的阈值来进行二值化处理，随着外界条件的变化而引起的字符区域灰度值的变化，选定的二值化阈值就不能准确地区分出背景和车号。根据车号前背景区分明显的特点，本文选取了迭代法求图像二值化阈值的算法^[1]，根据每一幅图像的实际灰度值分布，动态确定二值化时的阈值，步骤如下：

(1) 求出本幅图像上的最大灰度值 T_{max} 和最小灰度值 T_{min} ，取阈值的初值为其平均值：

$$T_k = \frac{T_{max} + T_{min}}{2} \quad (k=0) \quad (1)$$

(2) 根据选定的阈值，将车号图像分为车号和背景区域，求出两部分的平均灰度值 T_F 和 T_B ：

$$T_B = \frac{\sum_{T(i,j) < T_k} T(i,j)}{\sum_{T(i,j) < T_k} 1} \quad T_F = \frac{\sum_{T(i,j) \geq T_k} T(i,j)}{\sum_{T(i,j) \geq T_k} 1} \quad (2)$$

式中 $T(i, j)$ 为 (i, j) 图像上象素点灰度值。

(3) 根据计算出的前、背景区域的平均灰度值，调整二值化阈值：

$$T_{k+1} = \frac{T_B + T_F}{2} \quad (3)$$

(4) 如果 $T_{k+1} = T_k$ ，最终选取得二值阈值为 T_{k+1} ；

否则返回第(2)步循环。

采用此迭代二值阈值算法对原始图像进行二值化，处理完后的二值图像如图2。

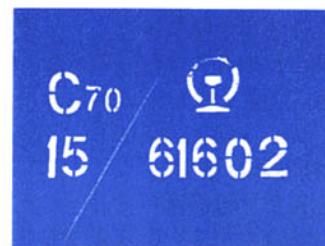


图2 二值化图像

1.2 车号区域定位

车号区域定位是指从经二值化处理后的车号图像找出具有车号特征的区域，并提取出来。水平投影通过对图像每一行上的像素值进行累加，然后以行为单位画出的类似于灰度直方图的反映图像灰度分布的图像分析方法。车号图像经二值化处理后，作为前景的车号区被突显出来。以平均水平投影灰度值作为阈值，提取大于阈值部分的行区域作为车号区域，从而实现车号的水平分割。本文以车号的分割和识别为例展开论述，车号上一行的车辆类型信息的识别方法与车号类似。

由于光照以及车厢自身机构等因素的影响，在车号图像采集时，作为背景的车厢侧梁和支架边缘也被突显出来。在图像的二值化过程中，给车牌分割后的目标图像留下了窄长的条状噪声。为了有效地消除这些条状及一些细小杂点噪声的影响，选用了数学形态学中的开运算对图像进行处理，这样既能有效去除图像中的随机噪声，又使得车号区域的灰度分布不受影响。

1.3 动态字符分割算法

具体实现步骤如下：

(1) 对已经确定的车号区域进行垂直投影；
 (2) 提取出水平方向第1个独立区域；
 (3) 对分割出来的字符区域进行尺度大小归一化，提取出结构特征向量；

(4) 将提取出来的结构特征输入训练过的神经网络识别。根据预先设定的判定阈值，如果神经网络的输出结果小于设定值，认为此分割区域不构成一个完整字符，否则就认为是一个完整字符区域；

(5) 如果确定分割区域不为整字，则加上下一

垂直独立区域进行分割作为一个字符区域；否则返回第（2）步进行下一个字符的分割。

大量实验表明，针对货车车号内部出现的印刷体断裂，此分割算法不需要进行字体内部的补充连接，有效地克服了由于断裂区大小的不确定性，在采用补偿算法进行补充连接时可能引起不同字符连接的负面影响。同时，此分割算法也适用于完整车号的分割。

1.4 细化算法及特征值提取

图像细化是把二值图像中具有一定宽度的线条状区域变成一条薄线，即一个像素的宽度。在图像细化时能够保持其形状的基本拓扑结构不变，从而为文字识别的特征提取奠定基础。Hilditch 算法是现有的一种细化算法，它适用于输入图像为 0 和 1 的二值图像。象素为 1 的区域是需要细化的部分，象素为 0 的区域是背景^[2]。单字的 Hilditch 细化效果以及字符结构特征的分割线如图 3。

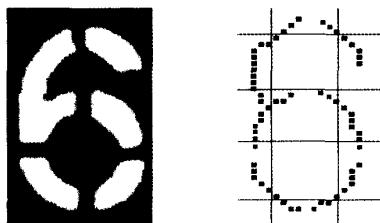


图 3 单字细化效果及结构分割线位置

字符特征的抽取是字符识别的关键，它是从原始数据中提取与分类最相关的信息，使类内差距极小化，类间差距极大化。特征应对同一字符类的形变尽量保持不变。字符识别常用的特征是统计特征，可以分为全局特征和局部特征。在提取特征之前首先要对分割出的车号图像进行归一化，本文中将所有待识别字符区统一归一化为 30×50 像素点阵图。在提取车号字体结构特征时，采用网格特征和交叉点特征两种统计特征。

分割线位置选取时，水平方向上选取在图像的 1/4 和 3/4 处，竖直方向上选定在图像的 1/8、3/8、5/8 和 7/8 处，这样可以有效地避开对称的字符断裂区。网格特性是在每个分格区统计其黑色像素的个数，形成一个 15 维的矢量；交叉点特性是求出水平或垂直分割线穿过数字时，其与数字边缘的相交次数，这样可获得 6 个特征值，加起来一共有 21 个特征矢量来标识特定的数字。

2 BP 神经网络车号识别

2.1 BP 网络结构设计

在车号识别算法中，采用 3 层 BP 神经网络，其网络结构如图 4 所示。

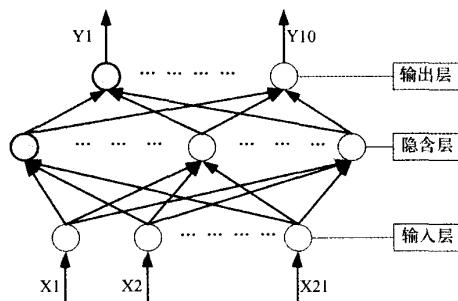


图 4 3 层 BP 神经网络

在 3 层网络结构中，输入层神经元个数为字符特征矢量的个数，即由 15 个网格特征和 6 个交叉特征共同组成 21 维矢量。网络输出层神经元个数是依据所需要识别的字符数目来确定的，在单独的车号数字字符的识别中，采用了 10 个输出神经元，并对其二进制编码，用 1000000000, 0100000000 等来分别表示 0~9。当用神经网络实现映射时，确定隐含层神经元数是至关重要的。隐含层神经元个数的过少或过多将导致神经网络的学习能力不够或归纳能力下降，隐含层神经元数目较少时，网络训练精度也不高，隐含层神经元数目较大时，网络所需的存储容量也随之变大。一般隐含层节点数的选择可根据下面的公式来选择^[3]：

$$H_{num} = \sqrt{I_{num} + O_{num} + \frac{S_{num}}{O_{num}}} \quad (4)$$

其中 H_{num} 、 I_{num} 和 O_{num} 分别代表隐含层、输入层和输出层的节点数， S_{num} 表示训练的样本总数。本文中采用了 800 个预先分割好的现场车号作为训练样本，故隐含层节点数初定为 11。网络的初始化权值和阈值通过随机函数设置为 -1 ~ +1 之间的随机数。隐含层和输出层神经元的传递函数选用对数正切型 Sigmoid 函数。

2.2 BP 网络学习算法

BP 学习算法属于 δ 学习规则，是一种有导师的最速梯度下降学习算法。最速梯度下降学习算法，可以使权值和阈值向量得到一个稳定的解。但此算

法还存在一些缺点，如收敛速度慢，网络易陷入局部极小，学习过程常常发生震荡等。因此，本文采用了改进的BP学习算法，这样既加快了训练速度，又能避免陷入局部极小值。

带动量因子的BP算法在梯度下降学习算法的基础上引入动量因子，以前一次的修正结果来影响本次修正量。该方法是在反向传播算法的基础上，在每个权值的变化时加一项正比于前次权值变化的值，并根据反向传播算法来产生新的权值变化。带附加动量的权值调节公式^[2]为：

$$\Delta w_{ij}(k+1) = (1 - mc)\eta \delta_i p_j + mc\Delta w_{ij}(k) \quad (5)$$

其中 k 为训练次数， mc 为动量因子， mc 的取值一般在 0.95 左右。这种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，从而改善了收敛性。

对于一个特定的问题，要选择适当的学习速率并不是一件容易的事。标准 BP 算法收敛速度慢的一个重要原因是学习率选择不当。学习率选得过小，收敛速度太慢；学习率选得过大，则有可能修正过头，导致振荡甚至发散。并且对于刚开始效果很好的学习速率，在后来的训练中也不一定一直适用。因此，就有了在训练过程中自动调整学习速率的算法：当连续两次迭代梯度方向相同时，表明下降太慢，可使步长加倍；当连续两次迭代梯度方向相反时，表明下降过大，这时可使步长减半。

2.3 BP 网络字符识别

在 BP 神经网络的基本结构和学习算法确定后，就可以对神经网络进行训练。训练网络的基本参数为：样本数取 800 个，目标学习误差取 0.02，初始学习速率取 0.01，动量因子 0.95，学习速率增加和减少的比率分别为 1.04 和 0.4。由于输出层的作用函数为 Sigmoid 型函数，即每个输出神经元的值在 0~1 之间，对其进行归一化，当输出值大于等于 0.5 时为 1，小于 0.5 时为 0。这样可使得提取的车号特征经 BP 神经网络运算后，得到与二进制编码相对应的目标输出，并通过和标准输出的比较匹配以完成车号的识别任务。

3 实验及结果分析

基于前面所研究的图像预处理和 BP 神经网络

识别算法，采用 Visual C++ 6.0 为开发工具实现了货车车号的识别系统。在东北某选煤厂安装并测试了该车号识别系统，对进出选煤厂的敞车进行动态监测。现场图像采集采用高性能的数码相机，通过传感器对车厢挂钩处进行监测，触发相机准确地对车号区域进行拍摄。

现场测试及实验结果如表 1。

表 1 车号识别试验统计结果

图片种类	图片总数	完整车号图片	单字分割正确	七字正确	六字正确	五字正确
选煤厂	2 000	1 806	1 783	1 396	1 530	1 612
实验图片	1 000	960	949	782	840	884

从表 1 的结果可以看出，此车号识别系统已经有了较高的识别率，特别是在单字的正确分割方面有了很大的改进。但是在应用现场由于图像采集环境、车号车厢本身的污损导致了车号的识别率的下降。出现单字识别错误的主要原因在于车号部位被煤面污染，并且造成了车号不完整和不规则断裂。如果现场的环境得到进一步改善、车牌的视觉状况以及车号本身的清晰度也得到改善的情况下，系统的识别率将能够达到一个新的高度。

4 结束语

本文主要对基于图像处理和 BP 神经网络的货车车号自动识别方法进行了深入的研究。在研究过程中主要完成了针对货车车号特征的图像的预处理，车号区域的定位与分割；提出了可以对断裂车号字符动态分割及特征提取的算法，这不同于常规的先进行单字分割，然后再对分割中出现的断字或连体进行再处理的方法；最后构造和实现了车号识别 BP 神经网络。实验结果表明，基于 BP 神经网络的数字识别方法能实现对车号的准确和快速识别，并具有较强的抗干扰能力。

参考文献：

- [1] 关山. 基于图像处理的汽车牌照自动识别技术的研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2004.
- [2] 张宏林. 数字图像模式识别技术及工程实践[M]. 北京：人民邮电出版社，2003，2.
- [3] 万国红，王敏，黄心汉，等. 基于神经网络的汽车牌照自动识别技术研究[J]. 计算机工程与应用，2002（6）：204-205.