

基于 Gabor 方向特征及神经网络的车牌字符图象识别

金连文 覃剑钊

(华南理工大学电子与信息学院, 广州 510640)

摘要 针对低分辨率灰度车牌号码数字识别问题, 此文提出了一种利用网格技术和 Gabor 变换直接从灰度图象进行特征提取的新方法, 并针对该特征提取方法设计了一种集成神经网络模型来进行识别, 对大量的实验数据(每个字符 1500 个样本)进行识别实验表明, 利用其中 1000 套样本进行训练, 其余 500 套样本进行测试, 得到 99.26% 的识别率, 显示此文所提出的车牌号码数字识别的特征提取方法和神经网络分类方法是非常有效的。

关键词 Gabor 特征提取 车牌号码字符识别 弹性网格 智能交通系统

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2003)spec-0643-04

Car Plate Character Recognition Based on Gabor Features and Neural Networks

JIN Lian-Wen, QIN Jian-Zhao

(College of Electronics and Information, South China University of Technology, Guangzhou 510640)

Abstract A new plate number character recognition method based on Gabor orientation feature and neural networks technologies is presented in this paper. Based on elastic meshing techniques and Gabor filter, a new feature extraction approach for low resolution plate number characters is proposed. An integrated neural networks model is designed as an intelligent classifier. Experiments on large data set (1000 sets of training data and 500 sets of testing data) produces the recognition rate of 99.26%, showing that the proposed approach is very effective.

Keywords Meshing Gabor features, plate number character recognition, integrated neural networks, Intelligent Transport System (ITS)

0 简介

车牌号码字符识别 (Plate Number Recognition) 是智能交通系统 (Intelligent Transport System, ITS) 中的一个重要研究课题。车牌号码识别的研究工作主要分为两大部分^[1~9]: 一是车牌号码的定位、切分及提取, 涉及到的主要领域是图象处理及计算机视觉技术; 二是对提取出来的低分辨率的车牌号码字符进行识别, 涉及到的主要领域是模式识别、文字识别技术。在车牌号码字符识别方面, 传统的方法主要有模板匹配法^[1,7]、多层感知器神经网络方法^[2,4,6]、TDNN 神经网络方

法^[5]、SVM 神经网络方法^[8]、数学形态学方法^[9]、图象频谱变换方法^[3,6]等。车牌号码识别实际上是一个典型的 OCR (光学字符识别) 问题, 近年来, OCR 领域取得了较大的研究进展^[10,11], 已经提出了许多成熟的方法 (包括特征提取、分类器设计等) 并成功应用到许多商业系统中, 值得指出的是, 尽管 ITS 领域中的研究人员独立提出了解决车牌字符识别问题的许多方法, 但很少有 ITS 领域中的论文用到 OCR 中一些较先进的识别技术, 特别是在特征提取环节, 许多 ITS 进行车牌号码识别时没有进行特征提取^[1,2,4,5,7], 或者仅仅是将图象数据进行简单的网格划分后计算黑像素点数目作为特征向量^[8,9], 少数文献中介绍了使用 DFT^[6]或 Gabor 滤波器^[3]来进行

特征提取,但并未取得十分理想的识别效果。

尽管车牌号码字符识别不像其他文字识别领域(例如汉字识别)那样是一个大类别的模式识别问题,但车牌号码字符识别亦有其自身的难点所在,主要表现为车牌号码图象分辨率很低(小于100DPI)、噪声较大,特别是在不同光照及实验环境下采集到的灰度车牌图象,如果再经过二值化处理,还将损失掉一些有用的信息。本文提出了一种利用 Gabor 变换直接从灰度图象进行特征提取的方法,并针对该特征设计了一个集成神经网络模型来进行分类识别,对大量的实验数据(每个字符1500个样本)进行识别实验表明,取得了很好的识别效果。

1 网格 Gabor 方向特征提取

1.1 Gabor 方向变换技术

二维 Gabor 变换函数定义如下^[10]:

$$G(x, y, l, \phi_k) = G_1(x, y) \left[\cos(R) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] + iG_1(x, y) \sin(R) \quad (1)$$

其中:

$$G_1(x, y) = \frac{\lambda^2}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{\lambda^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

$$\sigma = \pi, R = \lambda x \cos Q_k + \lambda y \sin Q_k, \lambda = \frac{2\pi}{l} \quad (3)$$

上式中 $Q_k = \frac{\pi k}{D}, k=0, 1, 2, \dots, D-1$, 参数 l 代表波长, Q_k 代表方向。

在利用 Gabor 变换进行特征提取时,设函数 $f(x, y)$ 代表大小维 $M \times N$ 的二维车牌字符图象的灰度值,我们定义 (x_m, y_m) 为采样点,则该采样点的 Gabor 特征可表示如下:

$$f_{l,k}(x_m, y_m) = \left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) G(x - x_m, y - y_m, l, Q_k) \right| \quad (4)$$

其中, $k=0, 1, 2, \dots, M-1$ 。

波长参数 l 及方向参数 Q_k 的选取在 Gabor 特征提取中很重要,经过大量的对比实验,我们发现对车牌字符而言,参数 l 选择在(3.2, 3.8)之间比较合适,方向参数 Q_k 我们选取了四个方向值: $0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}$, 这四个值实际上代表了横竖撇捺四个方向上的特征信息。

由于 Gabor 滤波器需要进行大量的指数运算

和卷积运算,所以速度较慢,本文采用如下方法来提高其速度。由公式(2)我们可以看出当 x, y 较大时,由于指数函数 $G_1(x, y)$ 会变得很小,即对 $f_{l,k}(x_m, y_m)$ 的大小影响很小,所以离采样点远的像素点可以不进行卷积,我们对公式(4)改进如下:

$$f_{l,k}(x_m, y_m) = \left| \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) G(x - x_m, y - y_m, l, Q_k) \right| \cdot W(x, y, x_m, y_m) \quad (5)$$

式中 $W(x, y, x_m, y_m)$ 定义为:

$$W(x, y, x_m, y_m) = \begin{cases} 0, & \text{if } (x - x_m)^2 + (y - y_m)^2 > C \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

这里 C 为一常数。

实验表明,只要取离采样点10像素以内的点进行计算(即 $C=100$),识别结果与采用全部的点进行计算的效果相差无几,速度却提高了3倍以上。

1.2 弹性网格及采样点确定

在公式(5)中,采样点的选取是有效提取 Gabor 特征的一个重要问题,传统的方法通常采用固定网格划分的方法来进行采样点确定^[3]。最近在 OCR 领域中的研究表明:对字符进行弹性网格的划分能有效的将字符的共同的特征反映出来,避免因数据采集、光照条件变换等因素导致的样本变形。因此,我们采用了 OCR 领域中的弹性网格划分方法来确定采样点。

根据字符图象的笔画分布用非均匀的网线划分字符图象得到的非均匀网格,称为弹性网格。弹性网格划分的原则是使得相邻两网线间的像素分布均匀,图1为 4×4 的弹性网格的划分结果示意图,每个网格的中心点作为 Gabor 特征提取的采样点。弹性网格可以一定程度上消除不同样本数据的笔画位置不稳定、字型变形等干扰因素

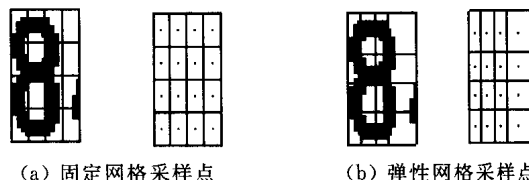


图1 网格采样点划分方法

1.3 Gabor 方向特征提取

根据1.2节所述的网格划分方法将车牌字符进行划分之后,对各划分区域的采样点按照式(6)可进行该点的特征提取,实验中我们使用 4×4 的网格,取方向参数 Q_k 为 $0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}$, 这样每个方向上可

得到一个 16 维的特征向量。

2 集成神经网络分类器

我们设计了如图 2 所示的集成神经网络结构用作分类器。

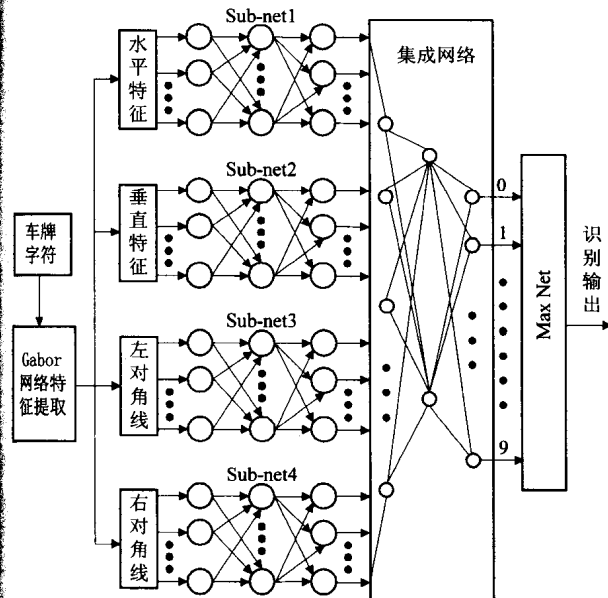


图 2 集成神经网络结构

由前文可知,提取出的四个方向的 Gabor 特征分别代表了字符水平、垂直、左右对角线等四个子方向的特征信息,每个方向的特征向量都可以用来单独进行识别,因此我们针对每个方向特征设计了相应的子神经网络,最后,再用一个完整的三层神经网络对四个子网络的识别输出进行综合集成。这种方式的好处是:使得每个子网络的参数较一个大的神经网络的参数要大大减少(见表 1);同时,每个子网络均可视为一个独立的分类器,利用最后一级的神经网络来进行综合集成,采用了多分类器的思想,可以使识别率得到进一步的提高。

表 1 集成神经网络与传统网络参数的对比

网络类型	网络结构输入、隐层、输出层神经元数目			网络参数(连接数)
传统 BP 网络 ^[2,4]	64	40	10	25600
子网络	16	11	10	1760
集成网络	40	18	10	7200

网络的训练采用误差反传算法(BP 算法),具体过程是:先训练四个子网络,然后,以四个子网络的输出作为最后一级神经网络的输入来训练集成网络。在训练过程中,我们对数据进行了随机排序、动态调节学习率等处理,以提高神经网络的学习能力

和推广能力。

3 实验

3.1 实验数据

实验数据为实际工作中采集到的已经过图象切分等处理后的灰度车牌数字字符图象,共 10 类(0, 1, ..., 10),每类数字含 1500 个样本,我们用其中 1000 个样本来训练,其余 500×10 个样本用于测试。图 3 给出了部分实验数据样本。

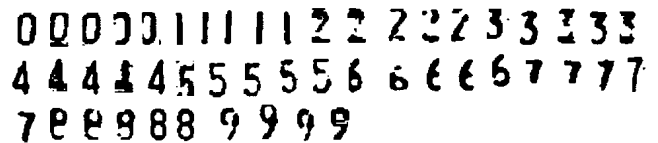


图 3 部分车牌字符灰度图象实验数据

3.2 实验结果

表 2 给出了对 5000 个测试样本的识别结果。从表中我们看到,尽管每个子网络的识别率并不是很高,但经过集成后的整体系统的识别率得到了很大的提高,达到 99.26%。

表 3 给出了本文方法与其他一些识别方法的性能对比,我们看到,就车牌字符识别而言,本文提出的方法取得了较优的识别结果,表明本文提出的基于网格 Gabor 方向特征提取方法及集成型神经网络的识别方案是行之有效的。

表 2 各子网络及集成网络的识别率

神经网络	识别率 (%)
Sub-net1	97.90
Sub-net2	98.04
Sub-net3	94.58
Sub-net4	97.85
集成网络	99.26

表 3 不同的车牌字符识别方法及识别率对比

文献	识别率	所采用的识别方法
[1]	98.7%	Template matching
[2]	96.7%	MLP neural networks
[3]	96.28%	2-D Gabor filter & 1-NN classifier
[4]	~95%	MLP neural networks
[5]	98.5%	TDNN and MLP
[6]	98.7%	BRLS NN (small data set)
[7]	98.9%	Template matching (small data set)
[8]	97.2%	SVM neural networks
[9]	98%	Mathematical morphology
本文方法	99.26%	Gabor orientation features & Integrated NN

4 结 论

文提出了一种利用网格技术和 Gabor 变换直接从灰度图象进行特征提取的新方法,并设计了一种集成神经网络模型来进行识别,实验结果显示本文所提出的车牌号码数字识别的特征提取方法和神经网络分类方法是非常有效的。

参 考 文 献

- 1 Ferragina Comelli P, Granieri P, Vehicular M N. Optical recognition of motor vehicle license plates [J]. IEEE Transactions on Technology, 1995, 44(4): 790~799.
- 2 Coetzee C, Botha C, Weber D. PC based number plate recognition system [A]. Proceedings. of ISIE '98. IEEE International Symposium on Industrial Electronics [C]. NY, USA, 1998: 605~610.
- 3 Hu Peifeng, Zhao Yunnan *et al.* Recognition of gray character using gabor filters [A]. In: Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion [C], Washington, USA. 2002: 419~424.
- 4 Wu Wei, Li Yuzhi *et al.* Research on number-plate recognition based on neural networks [A]. In: Proceedings of the 2001 IEEE Workshop on NNSP [C], Falmouth, Massachusetts, USA. 2001: 529~538.
- 5 Nijhuis J A G *et al.* Car license plate recognition with neural networks and fuzzy logic [A]. In: Proceedings of IEEE ICNN'95, Perth [C], Australia. 1995: 2232~2236.
- 6 Parisi R, Di Claudio *et al.* Car plate recognition by neural networks and image processing [A]. In: Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on ISCAS [C]. Monterey, USA, 1998: 195~198.
- 7 Mei Yu, Yong Deak Kim. An approach to Korean license plate recognition based on vertical edge matching [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on SMC [C]. Takamatsu, Japan, 2000: 2975~2980.
- 8 Kim K K, Kim K I *et al.* Learning-based approach for license plate recognition [A]. In: Proceedings of the 2000 IEEE Signal Processing Society Workshop on NNSP. Sydney [C], Australia, 2000: 614~623.
- 9 Jun-Wei Hsieh, Shih-Hao Yu, Yung-Sheng Chen. Morphology-based license plate detection from complex scenes [A]. Proceedings. 16th IEEE ICPR [C]. Quebec City, Canada: 176~179.
- 10 Daugman J G. Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 36(7): 1169~1179.
- 11 Lianwen JIN, Gang Wei. Andwritten Chinese Character Recognition with Directional Decomposition Cellular Features [J]. Journal of Circuit, System and Computer, 1998, 8(4): 517~524.



金连文 男, 1968 年出生, 1991 年于中国科技大学获学士学位, 1996 年于华南理工大学获博士学位, 目前为华南理工大学电子与信息学院副教授, 已发表学术论文近 40 篇, 主持过 2 项国家自然科学基金、2 项广东省自然科学基金项目的研究。研究兴趣包括: 汉字识别, 图象处理, 计算机视觉, 模式识别等。

覃剑钊 1981 年生, 现在为华南理工大学电子与信息学院硕士研究生。主要研究方向为模式识别、信号处理。