

基于小波矩和主分量分析的车牌字符识别方法^①

朱广涛, 李 英

(江南大学 物联网工程学院, 无锡 214122)

摘 要: 随着物联网技术的发展, 车联网的应用日益广泛, 从而对车牌字符的识别提出了更高的要求, 而字符识别的关键在于特征的提取和选择。提出了一种基于小波矩和主分量分析提取和选择特征向量的方法。该方法首先通过小波矩提取字符的特征, 然后通过主分量分析对提取的特征进行选择, 最后将特征向量送入 BP 神经网络进行字符识别。该方法能够很好的反映图像的全局特征和局部特征, 并且具有较强的抗干扰能力。实验结果表明, 该方法可以得到较好的识别效果。

关键词: 本小波变换; 小波矩; 主分量分析; BP 神经网络

License Plate Character Recognition Method Based on Wavelet Moment and Principal Component Analysis

ZHU Guang-Tao, LI Ying

(College of Internet of Things, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: With the development of Internet of Things, Vehicle Networking is increasingly getting widespread application, thus the higher requirements for accurate identification of the license plate; and the key of character recognition is the feature extracting and selection. The paper propose a method of feature extracting and selection based on wavelet moment and principal component analysis. At first, the character feature is extracted through wavelet moment. Then, selecting the feature through principal component analysis. Finally, eigenvectors are used as the input of BP neural network to complete character recognition. In the method, the global features and local features of image are caught, and has strong anti-jamming capability. The experiment shows that the method can achieve better recognition performance.

Key words: wavelet transform; wavelet moment; principal component analysis; BP neural network

1 引言

随着社会经济的快速发展, 人们生活水平的不断提高, 机动车辆数目不断增加, 为了提高车辆的管理效率, 缓解交通压力, 智能交通系统(ITS)已经受到了广泛的关注, 而车牌自动识别技术是现代智能交通系统的重要组成部分。车牌识别主要包括车牌定位、字符分割、字符识别三部分。目前的字符识别主要有模板匹配、神经网络和支持向量机等。模板匹配法是通过计算模板和待测图像的相关性来进行识别, 该方法识别速度比较快, 但是当车牌发生变形、旋转或缩放时, 将会出现较大的误差; 神经网络具有良好的自学能力、强大的分类能力、容错能力和鲁棒性, 在字

符识别中得到广泛的应用; 支持向量机能够在有限样本的情况下, 获得较高的识别率, 是目前小样本学习的最佳解决方案, 适用于小字符集。支持向量机具有适应性强、全局优化、训练时间短、泛化性能好等优点。但字符特征的提取和选择对神经网络分类的准确性和识别速度都会产生较大的影响。目前针对字符识别已提出了许多特征提取的方法, 如文献[1]中采用基于 Pseudo-Zernike 不变矩的 PNN 车牌汉字识别, 取得了不错的效果, 但是该方法只反映字符的全局特征; 文献[2]中采用小波变换提取字符的特征进行识别, 具有较强的抗噪能力, 但是该方法只反映字符的局部特征; 文献[3]中采用基于霍夫变换和弹性网格的手写汉字识别

^① 收稿时间:2011-10-11;收到修改稿时间:2011-11-27

方法，它很好反映汉字的全局特征和局部特征，但是没有进行特征向量选择，来提高识别的效率。因此，本文提出了一种基于小波矩^[4-6]进行特征提取，在通过主分量分析降低特征维数，最后通过神经网络进行识别。

2 小波矩的构造

设二维连续函数 $f(x, y)$ 在直角坐标系下的 $(p+q)$ 阶矩为：

$$M_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (1)$$

由直角坐标和极坐标的转换关系 $x = r \cos(\theta)$, $y = r \sin(\theta)$ ，可把(1)式从直角坐标系转换到极坐标系，得到：

$$F_{pq} = \iint g_p(r) e^{jq\theta} f(r, \theta) r dr d_\theta \quad (2)$$

其中， $g_p(r)$ 是极径变量 r 的函数，可以证明 F_{pq} 的模具有旋转不变性，令：

$$S_q(r) = \int f(r, \theta) e^{jq\theta} d_\theta \quad (3)$$

则有：

$$F_{pq} = \int S_q(r) g_p(r) r dr \quad (4)$$

通过平移和缩放小波母函数 $\{\varphi(r)\}$ ，可以得到小波函数族：

$$\varphi_{a,b}(r) = a^{-1/2} \varphi\left(\frac{r-b}{a}\right) \quad (5)$$

其中 a 为尺度因子， b 为平移因子，用(5)式代替(4)中的 $g_p(r)$ ，就得到小波矩不变量。

在这里用三次 B 样条函数作为小波母函数，该小波的表达式为：

$$\varphi(r) = \frac{4a^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma_w \cos(2\pi f_0(2r-1)) \exp(-(2r-1)^2/2\sigma_w^2(n+1)) \quad (6)$$

其中， $n=3, a=0.697066, f_0=0.409177, \sigma_w^2=0.561145$

小波矩算法实现如下：

1) 图像归一化：由于小波矩只具有旋转不变性，为了具有平移、尺度不变性，必须对图像进行平移和尺度归一化。

平移归一化是把图像 $f(x, y)$ 平移变换为

$f'(x, y) = f(x + \bar{x}, y + \bar{y})$ ，其中 \bar{x} 和 \bar{y} 是原图像的质心，即 $\bar{x} = M_{10}/M_{00}$, $\bar{y} = M_{01}/M_{00}$ 。

尺度归一化是图像放大或者缩小 a 倍，使图像的零阶矩 M_{00} 等于预设的标准化图像的大小 β 。图像 $f(x, y)$ 尺度变化后为：

$$f'(x, y) = f\left(\frac{x}{a}, \frac{y}{b}\right) \quad (7)$$

其中， $a = \sqrt{\beta/M_{00}}$

2) 极坐标化：将归一化后的图像 $f'(x, y)$ 转换为极坐标形式 $f'(r, \theta)$ ，但因为图像是离散的，所以实际计算式时，以 (\bar{x}, \bar{y}) 为圆心分别取半径间隔 $\Delta r = R/M$ ，角度间隔 $\Delta\theta = 2\pi/N$ 其中， M, N 分别为径向变量 r 和方向变量 θ 的量化级数。

$$S'_q(r) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} f'(r, \theta) e^{-j2\pi mq/N} \quad (8)$$

$$q = 0, 1, 2, 3$$

4) 通过小波变换提取特征：对得到的 $S'_q(r)$ 利用三次 B 样条小波函数提取特征，具体算法如下：

$$\|W_{m,n,q}\| = \|\sum S'_q(r) \varphi_{m,n}(r)\| \quad (9)$$

其中 $m = 0, 1, 2, 3, n = 0, 1, 2 \dots 2^{m+1}, q = 0, 1, 2, 3$

3 特征选择

小波矩提取特征时往往含有一些多余的特征，导致特征向量维数太高，而这些特征向量对于特征的分类并不提高多少有用的信息，反而会降低识别的速度和增加正确识别的难度。在这种情况下，去掉相关程度高的特征向量来降低维数是很关键的。本文通过主分量分析^[7,8]来降低提取特征的维数。

设训练样本为： $X = X_1, X_2, X_3 \dots X_N$ ，其中 X_i 为第 i 个训练样本的特征向量且为 $M \times 1$ 。

1) 训练样本的均值为：

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (10)$$

2) 训练样本的协方差矩阵

$$\Sigma = \frac{1}{N} BB^T \quad (11)$$

其中， $B = [X_1 - \mu, X_2 - \mu, \dots, X_N - \mu]$

采用 SVD 定理, 求解 $B^T B$ 的特征值 λ_i 及相应的正交归一化特征向量 μ_i

$$u_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} B \lambda_i \quad i = 0, 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

将协方差矩阵 Σ 特征值 λ_i 从大到小排列, 其对应的特征向量为 u_i , 在根据特征值的贡献率 η , 选取前 p 个特征值及其对应的特征向量。

图 1 给出了随着特征维数的增加, 识别率的变换情况:

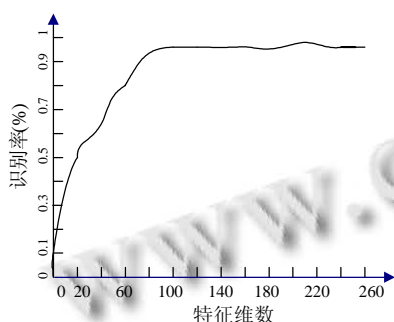


图 1 特征维数与识别率的关系

从图 1 中可以看出, 随着特征维数的增加, 识别率并不是不断增加, 而是当特征维数增加到某一维数时, 识别率趋向饱和, 在这里, 选择前面 100 个特征维数作为 BP 神经网络的输入。

4 BP神经网络分类器

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络, 通过误差反向传播学习算法, 把输出层的误差逐层向输入层反向传播, 以便调整相应的连接权值, 使误差达到最小, 最终实现或逼近所希望的输入输出关系。广泛应用于函数逼近、模式识别及模式分类等工作中^[9,10]。

我国车牌字符共有 50 个汉字, 26 个字母和 10 个数字. 需要识别的量不大, 因此实验过程中选择了三层 BP 网络. 隐层节点数为 $m = \sqrt{n+l} + \delta$, 其中 n 为输入结点数, l 为输出结点, $1 \leq \delta \leq 10$ 。

5 实验结果与分析

由于基于小波矩提取特征只具有旋转不变性, 因此必须对发生了平移和尺度变化的图像进行平移和尺度的归一化处理。如图 2 和 3 所示:

经过上面归一化处理后在测试小波矩对于平移、尺度和旋转的稳定性, 本文通过对图 2 进行小波矩特



图 2 原图像



图 3 归一化后图像

征提取, 并比较各字符的特征值来分析其不变性, 如表 1 所示:

表 1 图像发生平移、缩放和旋转下小波矩

	$ W_{000} $	$ W_{100} $	$ W_{001} $	$ W_{101} $	$ W_{002} $	$ W_{102} $	$ W_{003} $	$ W_{103} $
图2.1	390.9	14.5	1.8425	0.0684	1.3061	0.0485	1.1667	0.0433
图2.2	385.8	14.2	1.8215	0.0668	1.2910	0.0474	1.0443	0.0412
图2.3	397.5	14.8	1.6413	0.0610	1.2366	0.0460	1.1443	0.0425

由表 1 实验结果, 可见小波矩对平移、尺度和旋转变化具有较好的稳定性, 很大部分数值误差是在图像作坐标变换, 即由直角坐标系转换到极坐标系时引入的。

本文先用未进行降维小波矩对车牌上的字母与数字提取 256 个特征向量输入 BP 神经网络进行识别的收敛情况如图 4 所示, 然后通过 PCA 进行降维分别提取 150、100、50 个特征向量输入 BP 神经网络进行识别的收敛情况如图 5、6 和 7 所示。

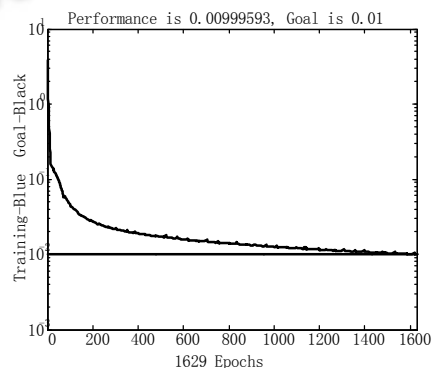


图 4 未降维的小波矩收敛曲线

由图 4 可以看出, 小波矩提取的特征不进行特征选择时, 收敛速度比较慢, 但是由图 5 到 7 可以看出, 随着选取特征维数的降低, 收敛速度逐渐变快, 而当

特征维数降到到某一维数时，收敛速度逐渐变慢。

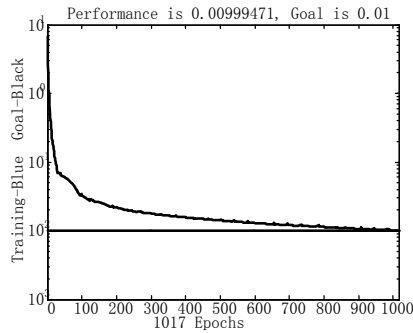


图 5 150 维小波波矩收敛曲线

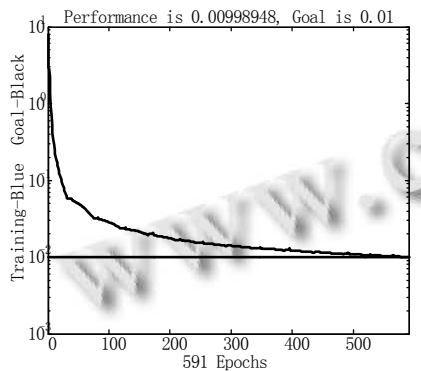


图 6 100 维小波波矩收敛曲线

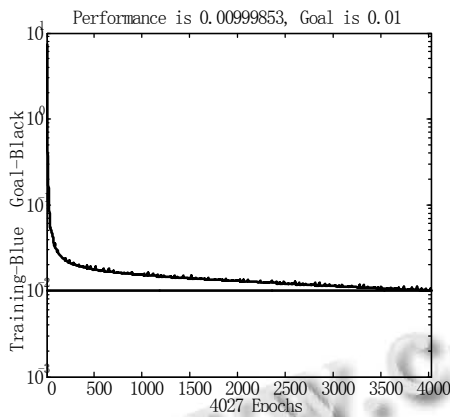


图 7 80 维小波波矩收敛曲线

在实验选取的 200 个测试样本进行字符识别，对其识别率、错误率和识别速度进行统计，得到表 2 如下所示：

表 2 数字和字母的识别率、识别率和识别速度

特征向量	维数	识别率	误别率	平均识别时间
小波矩	256	96.2%	2.6 %	7.14s
降维后小波矩	150	96.6%	2.4%	4.04s
	100	97.2%	2.3%	2.625s
	80	90.2%	3.2%	14.39s

从表 2 中我们可以看出，采用小波矩提取特征能获得较高的识别率，而且误识率比较低，可以满足高精度的要求。并且通过 PCA 进行特征选择时，随着特征维数的降低，识别字符所需要的平均时间逐渐降低，但当特征维数降到到某一维数时，识别字符所需要的平均时间显著提高，而且识别率降低，并且误识率上升，不能达到实时性要求。

3 结语

本文利用小波矩提取字符特征，通过主分量分析进行特征选择，最后将特征向量送入改进 BP 神经网络进行识别。通过实验表明小波矩对平移、尺度和旋转具有较好的稳定性，在通过改进 BP 神经网络识别具有较快收敛速度、识别的速度快、较高的识别率和较低的误识率，能够满足车牌字符识别应用的要求。

参考文献

- 1 高全华,王晋国,孙锋.基于 Pseudo-Zernike 不变矩的 PNN 车牌汉字识别.计算机工程,2009,35(4):196-198.
- 2 郭招球,赵跃龙,高敬欣.基于小波和神经网络的车牌字符识别新方法.计算机测量与控制,2006,14(9):1257-1259.
- 3 何浩智,朱宁波,刘伟.基于霍夫变换和弹性网格的手写汉字识别方法.计算机仿真,2008,25(1):240-242.
- 4 张铁柱,蒋宏.机载雷达和红外数据融合的智能目标识别.红外与激光工程,2010,39(4):756-760.
- 5 王向阳,杨艺萍,杨红颖.基于小波矩的抗几何攻击数字图像水印算法研究.中国图象图形学报,2010,15(1):15-19.
- 6 Zhang F, Liu SQ, Wang DB, Guan W. Aircraft recognition in infrared image using wavelet moment invariants. Image and Vision Computing, 2009,27(4):313- 318.
- 7 周虹君,杨浩,林一莽.利用独立成分分析和小波矩对车牌字符特征的识别.西南师范大学学报,2010,35(2):159-163.
- 8 郭荣艳,胡雪惠.BP 神经网络在车牌字符识别中的应用研究.计算机仿真,2010,27(9):299-305.
- 9 Li FL, Gao SX. Character Recognition System Based on Back-propagation Neural Network. International Conference on Machine Vision and Human-machine Interface, Chinese. 2010.
- 10 Zhang Y, Xu YT, Ding GJ. License Plate Character Recognition Algorithm based on Filled Function Method Training BP Neural Network. Control and Decision Conference, Chinese. 2010.