

文章编号: 1673-3851 (2012) 02-0235-05

基于 Zernike 矩和 BP 网络的道路交通标志识别方法研究

田秋红, 刘成霞, 杜 晓

(浙江理工大学信息学院, 杭州 310018)

摘 要: 道路交通标志的背景相当复杂,颜色失真严重并存在不同程度的几何失真现象。不变矩是图像的一种统计特征,具有平移不变性、旋转不变性和比例缩放不变性,被广泛的应用于图像识别中。在研究了 Hu 矩和 Zernike 矩基础上,提出基于 Zernike 矩与 BP 网络相结合的道路交通标志识别方法。识别过程分别对图像进行了 Hu 矩和 Zernike 矩特征提取、BP 网络训练与测试、对形变图像进行分类识别。结果表明:基于 Zernike 矩和 BP 网络的交通标志识别方法具有很强的抗图像平移、缩放和旋转识别能力,实现简单、训练速度快、识别率高等特点,且识别准确率优于 Hu 不变矩目标自动识别。

关键词: 道路交通标志识别; Zernike 矩; Hu 矩; BP 网络

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

0 引 言

交通管理部门为了保证车辆在公路道路交通安全,在公路道路上设置了各种交通标志,以指示交通秩序。驾驶员在公路道路上驾驶车辆时,能够快速、准确的判定出前方交通标志图像类别,对其在道路行驶中作出精准判断具有重要的指导意义^[1]。

在交通标志实时识别过程中,由于标准参考图像和识别图像不是同时获得,摄像机拍摄识别图像时,很难保证摄像机位置和被拍图像位置完全一致,故由摄像机获得的待识别图像和参考图像之间存在着旋转、缩放和平移等几何失真。几何失真对背景环境本就复杂的交通标志图像的准确识别带来很大影响。矩函数是一种全局不变量,它对噪声不太敏感,而且具有较好的识别效果。目前对交通标志的识别广泛使用基于 Hu 矩和 BP 网络的识别算法,但大量研究表明 Hu 矩识别能力低于 Zernike 矩,尤其是对旋转图像的识别准确率较低。笔者提出了基于 Zernike 矩和 BP 网络的交通标志识别算法,该方法具有实现简单、训练速度快、识别率高等特点,

且识别准确率优于 Hu 不变矩目标自动识别。

1 基于 Hu 矩和 Zernike 矩的道路交通标志识别

基于 Hu 矩和 Zernike 矩交通标志识别系统结构如图 1 所示。

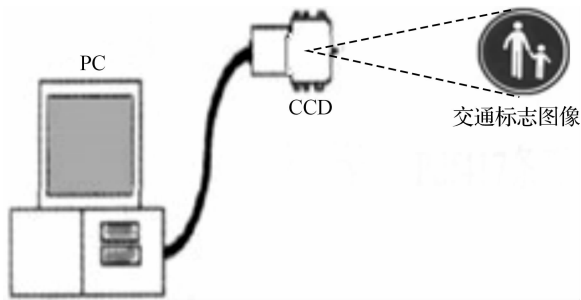


图 1 交通标志图像识别系统

由具有 500 万像素的 SMTECH500 摄像头对不同交通标志拍照,获得真彩色图像,由于每次拍摄时,摄像头位置的远近不能保证完全一致,使所拍图像存在大小差异,故先对真彩色图像进行剪裁完成大小归一化处理,然后对归一化的真彩色图像进行

收稿日期: 2011-11-10

基金项目: 浙江省自然科学基金项目(Y1110538)

作者简介: 田秋红(1976-),女,辽宁兴城人,讲师,主要从事精密测量与控制技术、图像处理与图像识别研究。

灰度化处理,由于中值滤波对图像进行去噪处理可以在有效地去除噪声的同时,比较好地保留图像边缘细节,而且图像也不会变模糊。本文选择了中值滤波对交通标志图像进行滤波,滤波后对交通标志图像进行二值化处理得到训练样本,计算原始图像和形变图像的 Hu 矩和 Zernike 矩特征值,输入 BP 网络进行训练,在不断训练中调整权值、学习因子等参数,使 BP 网络趋向稳定状态,最后利用训练好的 BP 网络对各类几何失真的交通标志图像进行分类识别。

2 不变矩和 BP 网络理论

2.1 Hu 特征矩

Hu 矩最初由 Hu M K 在 1962 年提出,近年来又被许多学者^[2-4] 加以改进,使不变矩特征的描述能力得到不断的提高。Hu 矩是一种提取图像形态特征的方法。设 $f(x,y)$ 是图像点 (x,y) 的灰度值,则整幅图像的 $(p+q)$ 阶矩定义为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x,y) \quad p,q = 1,2,\cdots,n \quad (1)$$

对 $f(x,y)$ 的 $(p+q)$ 阶中心矩归一化并进行线性组合生成 7 个不变矩,由于这 7 个不变矩变化范围很大,可能出现负值,因此实际采用的不变矩^[5-6] 为:

$$I_k = \log_{10} | \varphi_k | \quad k = 1,2,\cdots,7 \quad (2)$$

$I_1, I_2, I_3, I_4, I_5, I_6, I_7$ 具有旋转、平移和缩放不变性,作为交通标志识别的不变性特征。

2.2 Zernike 特征矩^[7]

1980 年,Teague 在 Zernike 正交多项式的基础上首次给出了二维函数 $f(x,y)$ 的 Zernike 矩定义:

$$\begin{aligned} Z_{nm} &= \frac{n+1}{\pi} \int_0^{1.2\pi} [V_{nm}(\rho,\theta)] f(\rho,\theta) \rho \frac{dy}{dx} d\rho d\theta \\ &= \frac{n+1}{\pi} \int_0^{1.2\pi} [R_{nm}(\rho)] e^{jm\theta} f(\rho,\theta) d\rho d\theta \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中: n 为正整数或零; m 为正整数或负整数,且满足 $n-|m|$ 为偶数和 $n \geq |m|$ 的条件限制; ρ 为原点到点 (x,y) 的矢量长度,即 $\rho = \sqrt{x^2+y^2}$ ($-1 < x,y < 1$); θ 为轴 x 与 ρ 矢量在逆时针方向的夹角,即 $\theta = \arctan(\frac{y}{x})$ ($-1 < x,y < 1$); $R_{nm}(\rho)$ 表示点 (x,y) 的径向多项式。

对于实二维图像,其 Zernike 矩 Z_{nm} 为一复数,提取其实部和虚部分别记为 C_{nm} 和 S_{nm} ,并考虑到实际问题中所需处理的图像通常为数字图像,因此需要将原来的实部和虚部离散化:

$$C_{nm} = \frac{2n+2}{N^2} \sum_{r=1}^{\frac{N}{2}} R_{nm}\left(\frac{2r}{N}\right) \sum_{\sigma=1}^{8r} \cos \frac{\pi m \sigma}{4r} f(r,\sigma) \quad (4)$$

$$S_{nm} = -\frac{2n+2}{N^2} \sum_{r=1}^{\frac{N}{2}} R_{nm}\left(\frac{2r}{N}\right) \sum_{\sigma=1}^{8r} \sin \frac{\pi m \sigma}{4r} f(r,\sigma) \quad (5)$$

对 C_{nm} 和 S_{nm} 求模进而得出 $|Z_{nm}|$, $|Z_{nm}|$ 作为交通标志识别的特征依据。

由 Zernike 矩的上述定义可知,它的一个重要特性为:一个图像旋转一个角度后的 Zernike 矩 Z_{nm}' 与初始图像的 Zernike 矩 Z_{nm} 的关系为 $Z_{nm}' = Z_{nm} e^{jm\varphi}$ 。由此可以看出图像旋转后 Zernike 矩仅发生相位变化而幅值保持不变,即 Zernike 矩具有旋转不变性。另一重要特性为:利用 $V_{nm}(\rho,\theta)$ 可提取图像的特征,其低频特征由 n 值小的 $V_{nm}(\rho,\theta)$ 提取,其高频特征由 n 值大的 $V_{nm}(\rho,\theta)$ 提取。Hu 提出的 7 个不变矩仅由低阶矩(二阶和三阶)构成,而 Zernike 矩可任意构造高阶矩,因此从理论上分析,Zernike 矩的不变性能应优于 Hu 矩。

2.3 BP 神经网络

BP(back propagation)网络^[8-9] 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。其模型拓扑结构如图 2 所示:输入层(input)、隐藏层(hide layer)和输出层(output layer)。BP 神经网络的工作过程可分为信息的正向传播和误差的反向传播两个过程。利用误差反向传播进行 BP 网络的学习与训练,从而实现权重系数的调整。本文分别以训练样本图像的 Hu 矩和 Zernike 矩作为输入节点的特征值,训练 BP 网络,当输出误差小于期望值时,BP 网络学习过程结束。选取存在不同程度的几何失真图像作为识别样本,分别提取 Hu 矩和 Zernike 矩,然后输入训练好的 BP 网络进行识别分类。

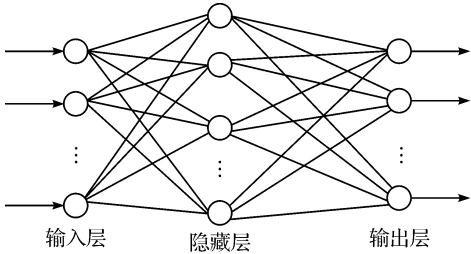


图 2 BP 神经网络模型结构

3 实验结果及分析

本文分别利用 Hu 矩和 Zernike 矩提取图像特征,以验证这两种矩应用于道路交通标志识别的可

行性及识别效果。实验步骤为:获取图像→图像规格化→灰度化→中值滤波去噪→提取规格化图像的 Hu 矩和 Zernike 矩特征→BP 网络训练→BP 网络识别分类。

3.1 图像的预处理

识别的第一步是对真彩色图像进行预处理,先对图 3 中给出的 14 幅不同的标准真彩色指示交通标志图像进行大小归一化为 135×135 像素,再将其转化为 256 级的灰度图像,并以 bmp 文件格式存储,然后用中值滤波去除噪声并保留图像边缘细节,最后进行二值化处理。

3.2 Hu 矩和 Zernike 矩的特征提取

对图 3 给出的 14 幅指示交通标志图像分别进

行 Hu 矩和 Zernike 矩特征提取,表 1 和表 2 分别给出了图 3 中 14 幅图像的 Hu 矩和 Zernike 矩特征提取结果。

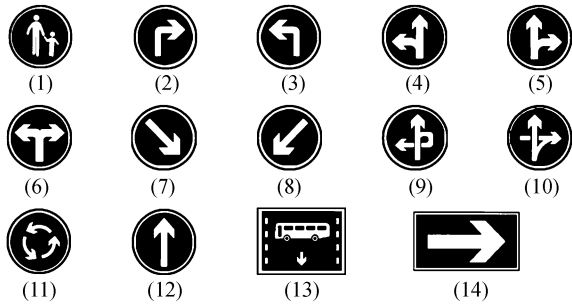


图 3 指示交通标志缩小图像

表 1 Hu 矩特征提取结果

图像	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6	β_7
1	1.505 8	17.616 5	22.969 9	16.123 4	36.393 9	25.763 0	35.941 6
2	1.521 6	16.912 5	23.931 0	16.673 7	37.172 2	25.130 3	38.172 3
3	1.526 0	16.682 7	23.243 2	14.787 6	34.621 6	23.731 4	34.056 3
4	1.525 1	19.773 8	20.106 0	14.394 1	32.511 1	24.538 9	31.896 4
5	1.525 0	19.751 3	20.112 8	14.401 1	32.506 1	24.545 6	31.759 3
6	1.540 3	17.096 9	19.657 1	18.612 5	38.136 8	27.632 9	38.183 8
7	1.521 8	16.975 3	22.206 3	15.176 8	33.874 9	23.769 2	36.173 3
8	1.521 8	16.948 6	22.227 4	15.150 9	33.854 2	23.729 5	35.626 8
9	1.526 1	18.850 3	21.083 4	15.408 8	34.484 3	25.116 3	33.801 2
10	1.509 1	18.500 2	20.120 1	15.788 8	34.281 6	25.584 1	34.191 2
11	1.497 8	17.759 9	22.444 1	14.538 6	33.468 2	24.584 7	33.586 9
12	1.503 8	16.957 9	24.891 2	15.678 0	36.100 4	26.497 9	39.300 6
13	1.057 1	7.725 5	13.630 0	11.087 6	23.581 8	14.973 8	24.369 3
14	1.281 9	7.454 1	14.867 2	11.864 4	25.443 5	15.930 3	26.885 9

表 2 Zernike 矩特征提取结果

图像	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6	β_7
1	3 138.25	230.42	15.81	5.30	18.45	0.037	13.43
2	3 021.35	348.53	31.07	11.46	17.41	0.043	13.43
3	3 040.84	345.48	37.19	7.95	17.51	0.042	13.43
4	3 127.26	263.09	34.42	14.99	17.63	0.037	13.43
5	3 128.38	264.04	34.57	14.96	17.63	0.037	13.43
6	3 053.17	233.52	111.58	12.07	18.26	0.052	13.43
7	3 003.01	430.88	55.57	1.88	17.67	0.029	13.43
8	2 999.58	430.83	57.07	2.35	17.70	0.028	13.43
9	2 914.31	193.69	76.52	12.24	18.69	0.057	13.43
10	3 085.39	136.75	59.05	4.88	17.23	0.024	13.43
11	2 551.98	36.60	13.90	11.03	17.11	0.045	13.43
12	3 023.19	444.25	100.46	9.30	19.64	0.047	13.43
13	856.91	619.49	297.62	418.44	187.8	383.42	44.84
14	2 107.64	460.42	1067.11	426.91	668.60	77.20	44.75

3.3 BP 网络结构确定

实验中分别将 Hu 矩和 Zernike 矩作为三层 BP

网络的特征向量。由于 Hu 矩和 Zernike 矩都选择了 7 个特征值作为 BP 网络的输入,因此网络输入

节点个数确定为 7 个,实验中对 14 幅图进行分类,故输出节点个数为 14 个。对于隐含层神经元个数,实验中分别对 Hu 矩和 Zernike 矩在学习速率为 0.05,学习次数为 3000 情况下,隐含层节点个数对最小均方误差的影响,具体如表 3 和表 4 所示。从表 3、表 4 中可知,当学习次数为 3000 时,分别以 Hu 矩和 Zernike 矩为特征值,当隐含层节点个数分别为 18 和 20 时,BP 网络的均方差最小。因此,实验中以 Hu 矩作为特征值的 BP 网络的网络结构为 7-18-4;而以 Zernike 矩作为特征值的 BP 网络的网络结构为 7-20-4。

表 3 Hu 矩隐含层神经元个数对 BP 网络收敛的影响

隐含层神经元个数	学习次数	最小均方误差
16	3 000	0.001 8
17	3 000	0.001 4
18	3 000	0.001 1
19	3 000	0.001 3
20	3 000	0.001 6

表 4 Zernike 矩隐含层神经元个数对 BP 网络收敛的影响

隐含层神经元个数	学习次数	最小均方误差
18	3 000	0.001 7
19	3 000	0.001 3
20	3 000	0.001 0
21	3 000	0.001 9
21	3 000	0.002 0

3.4 BP 网络的训练与识别

BP 网络训练过程中,对图 3 中的 14 幅交通标志图像进行缩小 0.6 倍、放大 1.2 倍、分别旋转 3°、4°、5°,共得到 56 幅图像作为 BP 网络的训练样本。提取其 Hu 矩和 Zernike 矩作为特征值输入 BP 网络进行训练学习。图 4 给出用于网络训练的交通标志的原始图像及几何失真图像。

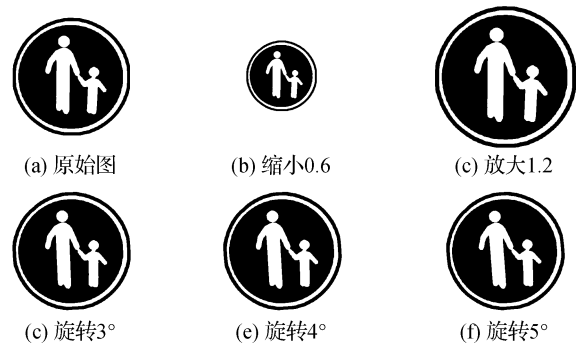


图 4 交通标志几何失真

BP 网络识别过程中,对图 3 中的每一幅图像做 8 次随机的旋转(旋转角度在 $-5^{\circ}\sim+5^{\circ}$ 之间),共得到 112 幅图像作为识别样本。分别计算其 Hu 矩和 Zernike 矩,从存在几何失真图像的 Hu 矩和 Zernike 矩与原始图像的 Hu 矩和 Zernike 矩的数值对比结果可知:存在几何失真图像的 Hu 矩和 Zernike 矩与原始图像 Hu 矩和 Zernike 矩的数值差控制在 0.01 左右,可见 Hu 矩和 Zernike 矩都具有图像平移、缩放和旋转等几何不变性,且 Zernike 矩差值较 Hu 矩差值更小;尤其是对存在旋转几何失真图像的 Zernike 矩与原始图像的 Zernike 矩差值更小,具有更强的不变特性。然后将提取的 Hu 矩和 Zernike 矩作为特征值输入到上述训练好的 BP 网络中进行识别分类。表 5 给出了在识别样本数目、学习次数和训练误差都相同的情况下,利用 Hu 矩和 Zernike 矩方法对形变的交通标志图像进行识别得到的不同识别结果。由表 5 可知,基于 Hu 矩和 Zernike 矩方法对几何失真图像都具有一定程度的平移、缩放和旋转不变性,识别准确率较高,但 Zernike 矩具有更高的识别准确率和更强的抗干扰性。

表 5 Hu 矩和 Zernike 矩对 14 类交通标志图像的识别精度对比

不变矩	学习次数	训练误差	识别精度/%
Hu 矩	3 000	0.001	91.2
Zernike 矩	3 000	0.001	96.0

4 结 语

分别利用 Hu 矩和 Zernike 矩作为道路交通标志识别的特征向量,用神经网络分类器对提取的特征向量作为输入节点,进行训练、分类识别。实验结果表明,Hu 矩和 Zernike 矩具有良好的分类能力,且 Zernike 矩具有更高的识别准确率,具有更强的抗干扰性,目标识别准确率优于基于 Hu 矩的目标自动识别,对于道路交通标志识别的识别具有实际指导意义。

参考文献:

[1] 朱双东,陆晓峰. 道路交通标志识别的研究现状及展望[J]. 计算机工程与科学, 2006, 28(12): 50-52.
[2] 陆晓峰,朱双东. 基于 BP 网络分类器的交通标志识别[J]. 宁波大学学报, 2007, 20(3): 281-284.
[3] 徐学强,汪 渤,于家城,等. 一种新型不变矩在图像识别中的应用[J]. 光学技术, 2007, 33(4): 580-583.
[4] David Taubman. High performance scalable image com-

pression with E2BCOT[J]. IEEE Trans. Image Processing, 2000, 9(7): 1158-1170.

[5] David Taubman, Erik Ordentlich, Marcelo Weinberger, et al. Embedded block coding in JPEG[J]. Signal Processing: Image Communication, 2002, 1(17): 49-72.

[6] 孙红辉,王红霞,田 涛. 一种基于不变矩和 BP 网络的目标识别方法[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(3): 63-69.

[7] Liao S X, Pawlak M. On the accuracy of Zernike moments for image analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(12): 1358-1364.

[8] 徐 胜,彭启琮. 基于组合不变矩和神经网络的三维物体识别[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(31): 78-80.

[9] 李会民,张仁津. 基于改进 BP 网络的车牌字符识别方法研究[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(3): .

Research on Method of Traffic Signs Recognition Based on Hu Invariant Moments and Zernike Invariant Moment

TIAN Qing-hong, LIU Cheng-xia, DU Xiao
(School of Informatics, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: During real time recognition process of the traffic signs, there are color and geometric distortions because of complicated background noise. Invariant moment is a statistical property of images and widely used in the image recognition which possesses image’s translation, scaling and rotation invariance. Based on the research of Hu and Zernike invariant moments, algorithm of traffic signs recognition based on Zernike invariant moments and BP neural network is presented in the paper. First, the invariable moment eigenvector of the traffic signs images is extracted as eigenvalue. Second, BP network is trained and tested. At last, the deformed traffic signs images are recognized by using the trained BP network. The experimental results show that this method is based on Zernike moments and BP neural network possesses image’s translation, scaling and rotation invariance. And the method is simple, fast training and high recognition rate in image’s translation, scaling and rotation; and is prior to the automatic recognition method based on Hu invariant moments.

Key words: traffic signs recognition; Zernike invariant moments; Hu invariant moments; BP neural network

(责任编辑: 陈和榜)