

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2011)08-1418-06

论文索引信息: 谢锦, 蔡自兴, 唐璘. 基于MSA不变矩的道路导向标线分类[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1418-1423

基于MSA不变矩的道路导向标线分类

谢锦^{1),2)}, 蔡自兴¹⁾, 唐璘¹⁾

¹⁾(中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083) ²⁾(湖南师范大学工学院, 长沙 410081)

摘要: 针对公路复杂行车环境中前方道路导向标线的识别问题, 利用具有仿射不变性的多尺度自卷积(MSA)矩, 并融合坚固度和方向等图像区域特征, 构造出一种适于道路导向标线的图像形状描述子, 然后应用支持向量机(SVM)进行图像目标分类。实验结果表明, 该描述子具有近似射影不变性, 能有效应用于不同视角和发生部分遮挡的道路导向标线分类。

关键词: 道路导向标线; 多尺度自卷积; 仿射不变矩; 支持向量机

Road oriented marking classification based on MSA invariant moment

Xie Jin^{1),2)}, Cai Zixing¹⁾, Tang Jin¹⁾

¹⁾(Institute of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083 China)

²⁾(College of Polytechnic, Hunan Normal University, Changsha 410081 China)

Abstract: To solve the road oriented marking recognition problem in complex driving environment, this paper presents a novel approach with two steps: 1) merge multi-scale autoconvolution (MSA) moment with affine invariant and image region property to define a new feature descriptor to describe road oriented marking; 2) apply support vector machine (SVM) to classify the image objects. The experimental data demonstrate that the new descriptor has an approximate projective invariance and is suitable for road oriented marking classification in different visual angles and partly being occluded.

Keywords: road oriented marking; multi-scale autoconvolution (MSA); affine invariant moment; support vector machine

0 引言

公路行车环境的实时感知与识别是车辆智能驾驶的核心科学技术之一。根据国家标准 GB5768-2009, 道路指示包括了立于公路侧面的交通标志和路面上的交通标线两大类, 交通标线指由标划于路面上的各种线条、箭头等所构成的交通安全设施, 如公路路面上直行、转向等各种道路导向标线能有效指导智能车辆的车道选择。目前国内外对交通标志识别的研究较多, 但对路面上

道路导向标线的研究很少。Rebut 将图片经过逆向投影映射 (IPM) 除去透视影响, 利用傅里叶描述子和 KNN 分类法识别交通标线^[1]; Vacek 将提取的图形目标经过逆向投影法变换到车辆坐标系, 再与模板比较识别箭头标线^[2]。但车辆行驶时的颠簸和行驶方向变换等因素, 使得逆向投影时需知的投影矩阵不能准确获得, 因此无法对交通标线目标实施有效的 IPM, 本文将对图片目标直接提取其形状特征, 然后进行识别。

目前, 对图像目标形状特征的描述方法主要有形状的轮廓特征描述和形状的区域特征描述。

收稿日期: 2010-07-08; 修回日期: 2010-09-27

基金项目: 国家自然科学基金重大专项重点项目 (90820302); 国家自然科学基金项目 (60805027); 国家博士点基金项目 (200805330005)。

第一作者简介: 谢锦 (1974—), 女, 中南大学信息科学与工程学院计算机应用技术专业博士研究生, 主要研究方向为图像分析与模式识别。E-mail: xiejincn@sina.cn。

路面脏和遮挡会造成标线部分残缺,而且视角的变化使得标线变形显著成为路面标线识别困难的主要原因。提取图像的形状区域特征,并且该特征能对旋转、尺度缩放、仿射变换等图像变换因素保持一定的不变性,则可有效实现公路路面标线的识别问题。

不变矩能稳定并有效描述图像目标的不变特性,自从 1962 年提出 Hu 矩^[3],不变矩成为图像分析与模式识别的有用工具。仿射变换和透视变换是计算机视觉的基本变换模式,从不同尺度、不同视点获取的同一场景图像中提取出不变特征,是计算机视觉领域的一个难点和热点。Flusser 基于代数不变式,导出的 AMI 不变矩^[4-5]具有仿射不变性。芬兰 Oulu 大学机器视觉小组对几何不变性方面进行了大量研究,Rahtu 提出应用多尺度自卷积(MSA)矩进行图像仿射不变模式识别^[6-8]。

对于公路复杂行车环境中前方路面标线的识别,因为不存在适合一般射影变换的精确透视射影不变矩^[9],本文融合图像区域特征和 MSA 矩,构造出一种新的图像不变特征描述子。实验结果表明,该描述子具有近似射影不变性,能有效实现道路导向标线的分类。

1 多尺度自卷积 MSA 概述

MSA 方法^[6]是利用图像灰度的概率分布,构造出仿射不变矩。

设 2 维仿射变换 $A = A\{T, t\}$, A 是一个二阶可逆矩阵。仿射变换 A 有 6 个自由度,3 个不共线的点对应唯一确定仿射变换。那么变量 x 的仿射变换结果

$$x' = A(x) = Tx + t, A^{-1}(x) = T^{-1}x - T^{-1}t$$

图像强度函数 $f(x)$,其经过仿射变换 A 后新的图像强度函数 $f'(x) = f \cdot A^{-1}(x) = f(T^{-1}x - T^{-1}t)$, $f(x)$ 的归一化形式为概率密度函数 $p(x)$ 。

利用任意 3 点确定 1 个平面,设在平面上 3 个点 x_0, x_1, x_2 是服从同分布的独立随机变量,定义随机变量 $u_{\alpha, \beta} = \alpha(x_1 - x_0) + \beta(x_2 - x_0) + x_0$,其中 (α, β) 是 $u_{\alpha, \beta}$ 在 x_0 为原点, $x_1 - x_0$ 与 $x_2 - x_0$ 为单位向量的空间中的坐标。若 $\gamma = 1 - \alpha - \beta$,则 $u_{\alpha, \beta} = \alpha x_1 + \beta x_2 + \gamma x_0$ 。如果变量 x_0, x_1, x_2 经过仿射变换 A 分别得到变量 x'_0, x'_1, x'_2 ,那么由变量 $u_{\alpha, \beta}$ 得到变量 $u'_{\alpha, \beta}$

$$u'_{\alpha, \beta} = \alpha(x'_1 - x'_0) + \beta(x'_2 - x'_0) + x'_0 =$$

$$\alpha(Tx_1 - Tx_0) + \beta(Tx_2 - Tx_0) + Tx_0 + t =$$

$$Tu_{\alpha, \beta} + t$$

即 $u_{\alpha, \beta}$ 经过坐标系的仿射变换 A 后得到 $u'_{\alpha, \beta}$,而 $u'_{\alpha, \beta}$ 的坐标仍然为 (α, β) 。

而变量 $u'_{\alpha, \beta}$ 的图像强度函数为

$$f'(u'_{\alpha, \beta}) = f(T^{-1}u'_{\alpha, \beta} - T^{-1}t) = f(T^{-1}(Tu_{\alpha, \beta} + t) - T^{-1}t) = f(u_{\alpha, \beta})$$

在同一坐标 (α, β) 下仿射变换前后 $f'(u'_{\alpha, \beta}) = f(u_{\alpha, \beta})$,由此可知, $f(u_{\alpha, \beta})$ 的期望值或它的任何矩在仿射变换下是不变量,定义 f 的 MSA 变换矩为 $F(\alpha, \beta) = E[f(u_{\alpha, \beta})]$ 。

知密度函数性质 $p_{u_{\alpha, \beta}}(u) = (p_\alpha * p_\beta * p_\gamma)(u)$, 计算 $F(\alpha, \beta)$ 。

$$F(\alpha, \beta) = E[f(u_{\alpha, \beta})] = \int_{\mathbb{R}^2} f(u) (p_\alpha * p_\beta * p_\gamma)(u) du = \int_{\mathbb{R}^2} f(u) p_{u_{\alpha, \beta}}(u) du = \int_{\mathbb{R}^2} \int_{\mathbb{R}^2} \int_{\mathbb{R}^2} f(u) p_\alpha(x) p_\beta(y) p_\gamma(u - x - y) dx dy du$$

利用傅里叶变换,将上述卷积化为乘积运算:

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{\hat{f}(0)^3} \int_{\mathbb{R}^2} \hat{f}(-\xi) \hat{f}(\alpha\xi) \hat{f}(\beta\xi) \hat{f}(\gamma\xi) d\xi$$

从上述一系列 MSA 矩的构造过程及数学推理可知 MSA 不变矩具有计算简单、仿射不变性等特点。

2 融合 MSA 矩和区域特征的形状描述子

视角的不同使得标线变形显著是道路导向标线识别困难的主要原因。如图 1 所示是不同拍摄视角的直行箭头、右转标线变形很大。标线的变形属于透视投影变换结果,因此本文融合仿射不变性 MSA 矩、坚固度和方向等区域特征构造目标形状描述子,使得该描述子具有近似透视不变性。

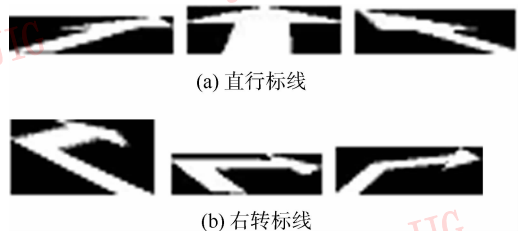


图 1 不同视角下的直行和右转标线
Fig. 1 Straight and turn right marking in different visual angles

2.1 图像目标坚固度

假设仿射变换 $A = A\{T, t\}$ 将图像 I 变换为 I' , $I' = AI$ 。设面积算子 σ , $S_o = \sigma(I)$ 为图像目标 I 的图像面积, 即目标 I 的像素总和, $S_p = \sigma(C)$ 为包含图像目标 I 的最小凸多边形 C 的面积, 即该最小凸多边形像素总和; I 与 C 经过仿射变换 A 后变为 I' 与 C' , S'_o 为图像目标 I' 的图像面积, S'_c 为最小凸多边形 C' 的面积。

定义坚固度

$$\text{solidity} = \frac{S_o}{S_c} = \frac{\sigma(I)}{\sigma(C)}$$

因为 $S'_o = \sigma(I') = \sigma(AI) = |J_A| \cdot \sigma(I)$

$$S'_c = \sigma(C') = \sigma(AC) = |J_A| \cdot \sigma(C)$$

式中 Jacobian 行列式 $|J_A|$ 表示了仿射变换中面积元素的伸缩。

经过仿射变换 A 后, 考察坚固度

$$\text{solidity}' = \frac{S'_o}{S'_c} = \frac{|J_A| \sigma(I)}{|J_A| \sigma(C)} = \text{solidity}$$

因此坚固度 solidity 属仿射不变特征, 反映出目标区域的固靠性程度。

2.2 融合 MSA 矩与区域特征的形状描述子

智能车辆行驶过程中检测并提取的道路导向标线整体上变形较大。但由于标线的线条性, 分别考察标线的上半部分图片和下半部分图片时, 发现其变形没有总体变形大。因此本文将上半部分图片的 MSA 矩和下半部分图片的 MSA 矩作为局部特征融入标线形状描述子。

实际视觉中路面标线上半部分和下半部分的方向性应该是分类的重要因素。文中定义目标方向 'Orientation' 是与区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的长轴与 x 轴的交角(度)。图 2 是交通标线图片整体和上、下部分的方向椭圆示意。



图2 导向标线图片整体和上、下部分的方向椭圆

Fig.2 Orientation ellipse for different oriented marking pictures; orient, upper orient and bottom orient

令 Im_0 为导向标线图片, 其上半图片为 Im_1 , 下半图片为 Im_2 。 Im_0 、 Im_1 、 Im_2 的 MSA 值分别为 msa_0 、 msa_1 、 msa_2 ; Im_0 的坚固度值为 solidity ; Im_0 、

Im_1 、 Im_2 的方向值分别为 orient 、 upper_orient 、 bottom_orient 。构造融合 MSA 矩及坚固度、方向区域特征的图像形状描述子 $\text{PMSA } 3 = (msa_0, msa_1, msa_2, \text{solidity}, \text{upper_orient}, \text{bottom_orient})$ 。第3节实验结果表明利用形状描述子 PMSA3 能有效实现道路导向标线的分类。

假设图片大小为 $N \times N$, 坚固度和方向特征直接利用 matlab 函数 $\text{regionprops}()$ 可获得; 而 MSA 矩特征的计算通过卷积化为乘积运算, 其计算复杂度为 $O(N^2 \log_2 N)$ 。

3 实验及结果分析

1995 年 Cortes 和 Vapnik 提出支持向量机 (SVM) 理论^[10], SVM 方法是建立在统计学习理论和结构风险最小原理的基础上, SVM 适合小样本、非线性及高维模式识别。

面向本实验室所承担的国家自然科学基金项目中复杂行车环境中图像目标的感知与识别问题, 本文基于 MSA 不变矩和 SVM 分类方法实现视点变换大时道路导向标线的识别。根据图像形状描述子的不同, 实验 1 直接采用 MSA 矩作为目标特征描述子; 实验 2 采用融合局部 MSA 矩及区域特征作为目标特征描述子; 实验 3 考察当标线被部分遮挡, 导向标线分别采用 PMSA 3 形状描述子、Fourier 形状描述子和 AMI^[5] 形状描述子表示时, 比较其分类正确率。

3.1 实验 1

实验所用图片全部源自实际道路驾驶环境所拍摄视频, 程序检测出路面后直接自动获取道路导向标线。SVM 分类时, 训练集: 8 类, 10 幅图片/类; 测试集: 8 类, 30 幅图片/类。每一类有不同的 40 幅图片, 通过随机方式抽取包含左向视角、右向视角和正向视角的 10 幅图片作为训练样本, 其余 30 幅图片作为测试样本。训练集图片和测试集图片二值化后全部归一化为 40×40 尺寸, 8 类训练集共 80 幅图片如图 3 所示。

目标形状描述子 $\text{MSA } 3 = (msa_0, msa_1, msa_2)$, 取坐标对 $(\alpha, \beta) = (1.1 \quad 1.3)$, 提取路面标线的形状描述, 分别获得训练集数据 D_1 和测试集数据 D_2 。然后, 采用 SVM 方法对 D_1 进行训练后, 再对 D_2 进行测试, 分别得到测试集分类准确率 85.417% (即 205/240)。具体测试集分类结果如表 1 每一分类的第 1 行所示。

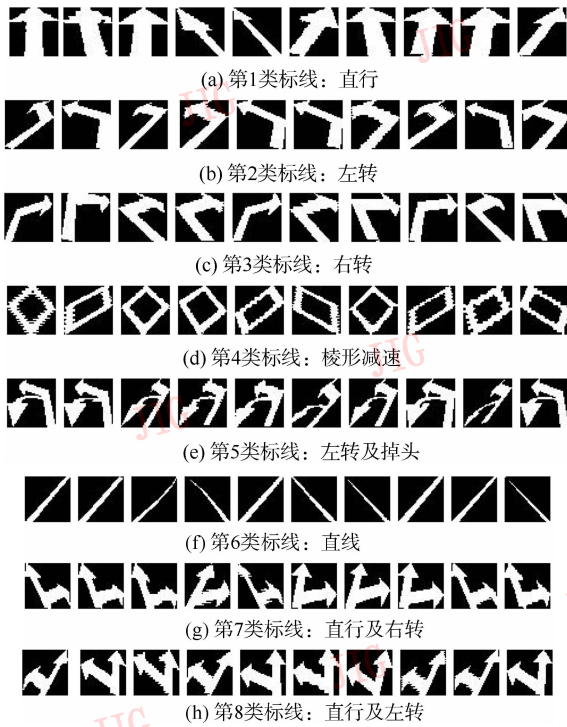


图 3 8 类道路导向标线的训练集

Fig. 3 8-class training set of road oriented marking

表 1 实验 1 和实验 2 中测试集每一类的分类结果

Tab. 1 Classification result for each category of testing set in experiment 1 and experiment 2

类别	分类	分类	分类	错误 分类 数目	被错误归类为							
	正确 数目	正确 率/%	错误 率/%		1	2	3	4	5	6	7	8
1	29	96.7	3.3	1	-	-	-	-	-	1	-	-
	29	96.7	3.3	1	-	-	-	-	-	1	-	-
2	19	63.3	36.7	11	-	-	11	-	-	-	-	-
	29	96.7	3.3	1	-	-	1	-	-	-	-	-
3	19	63.3	36.7	11	-	-	8	-	-	-	3	-
	30	100	0	0	-	-	-	-	-	-	-	-
4	30	100	0	0	-	-	-	-	-	-	-	-
	30	100	0	0	-	-	-	-	-	-	-	-
5	30	100	0	0	-	-	-	-	-	-	-	-
	30	100	0	0	-	-	-	-	-	-	-	-
6	28	93.33	6.67	2	2	-	-	-	-	-	-	-
	29	96.7	3.3	1	1	-	-	-	-	-	-	-
7	24	80	20	6	-	-	-	-	-	-	-	6
	29	96.7	3.3	1	-	-	-	-	-	-	-	1
8	26	86.7	13.3	4	-	-	-	-	-	-	-	4
	26	86.7	13.3	4	-	-	-	-	-	-	-	4

实验结果分析:

1) 如果直接利用的整体 MSA 值 msa_0 进行 SVM 分类,由于整体 MSA 值太粗略,几乎无法区分第 1 类和第 2 类,其他类别的区分也存在同样问题;将图片从上半部分、下半部分和整体 3 个方面来考察,在 msa_0, msa_1, msa_2 的基础上测试集分类达到准确率 85.8% ;

2) 表 1 每类第 1 行结果显示分类出错主要集中在第 2 类(左转标线)和第 3 类(右转标线)的混淆,第 7 类(直行及右转)和第 8 类(直行及左转)的混淆。其中,第 2 类的出错率为 36.7% (11/30),造成左转和右转分类混淆的主要原因是这两类图片的上半部分旋转近似和下半部分旋转近似。

3.2 实验 2

针对实验 1 中第 2 类和第 3 类的混淆,第 7 类与第 8 类的混淆问题,实际视觉中路面标线的方向性应该是分类的重要因素。

同实验 1 也取坐标对 $(\alpha, \beta) = (1.1 \quad 1.3)$,基于 $PMSA3 = (msa_0, msa_1, msa_2, solidity, upper_orient, bottom_orient)$ 的 SVM 分类,得到测试集分类准确率 96.67% (即 232/240)。表 1 每一分类的第 2 行列出实验 2 采用形状描述子 PMSA3 的测试集分类结果。

表 2 列出采用 PMSA3 形状描述子时,道路导向标线训练集样本的特征向量值。(限于篇幅,每个类别只列出其中 3 幅图片特征向量值)

观察表 2 中数据; msa_0, msa_1, msa_2 值大致可以区分各类,但是不易区分对称相似标线,如第 2 类左转和第 3 类右转;坚固度的取值范围为 0~1,第 1 类直行箭头的坚固度为 0.67 左右,左转和右转的坚固度为 0.56 左右,而第 6 类直线的坚固度最高,约为 0.85;考虑方向属性,左转的上半部分方向全负,右转的上半部分方向全为正,而直线的上半部分和下半部分方向一致。对比表 1 每一类的两种实验方法结果,第 2 类的分类准确率由 63.3% 提高到 96.7%,第 3 类的分类准确率由 63.3% 提高到 100%。

实验结果表明通过融合图片坚固度、方向性等区域特征和 MSA 矩,能有效地提高总体分类正确率。同时也注意到表 1 中,第 8 类直行及左转标线,采用 MSA3 描述子时有 4 个标线错误分类为第 7 类,而采用 PMSA3 描述子时也有 4 个标线错误分类为第 6 类,由于透视射影变形的复杂性,固定区域特征的加入并不是所有情况下都能有效提高识别率。

表 2 部分训练集的 PMSA3 特征向量

Tab.2 PMSA3 feature vector of part training set

类别	msa_0	msa_1	msa_2	$solidity$	$upper_orient$	$bottom_orient$
1	0.263 7	0.282 6	0.295 9	0.700 3	11.76	42.79
	0.254 6	0.274 0	0.299 7	0.668 8	-2.86	-58.01
	0.260 5	0.255 6	0.298 6	0.647 7	5.11	60.64
2	0.174 8	0.255 5	0.296 0	0.542 9	-19.96	-78.41
	0.179 8	0.264 5	0.295 3	0.552 0	-21.65	82.17
	0.186 1	0.265 9	0.296 3	0.574 5	15.84	42.57
3	0.182 9	0.250 5	0.296 6	0.570 8	10.01	79.37
	0.187 3	0.254 9	0.294 6	0.571 7	2.33	-58.99
	0.184 1	0.270 6	0.297 3	0.570 1	13.62	-44.29
4	0.146 5	0.163 7	0.181 8	0.556 8	8.93	12.13
	0.121 6	0.141 2	0.163 2	0.479 9	14.37	20.92
	0.110 8	0.131 6	0.163 5	0.458 4	-0.70	0.47
5	0.148 8	0.213 8	0.162 5	0.489 8	-14.08	66.01
	0.145 3	0.242 4	0.145 7	0.473 9	51.80	39.61
	0.154 2	0.227 0	0.160 3	0.505 6	-8.61	47.89
6	0.281 7	0.283 9	0.287 0	0.838 7	47.774	46.753
	0.293 8	0.295 6	0.295 4	0.884 6	48.401	47.136
	0.277 1	0.306 8	0.286 6	0.836 1	-46.10	-46.47
7	0.1762	0.202 9	0.238 9	0.540 1	-56.70	0.94
	0.193 1	0.248 7	0.254 4	0.584 7	78.77	5.39
	0.190 9	0.288 4	0.240 4	0.578 5	-57.12	-0.94
8	0.185	0.192 7	0.243 3	0.570 2	35.18	-6.58
	0.189 2	0.169 8	0.243 0	0.586 3	13.77	-17.80
	0.186 7	0.195 6	0.249 0	0.578 8	34.97	-8.57



(a) 原目标



(b) 目标被部分遮挡

图 4 遮挡率从 5% ~ 10% 的遮挡目标样本

Fig. 4 Samples of occluded objects with occlusion ratio form 5% ~ 10%

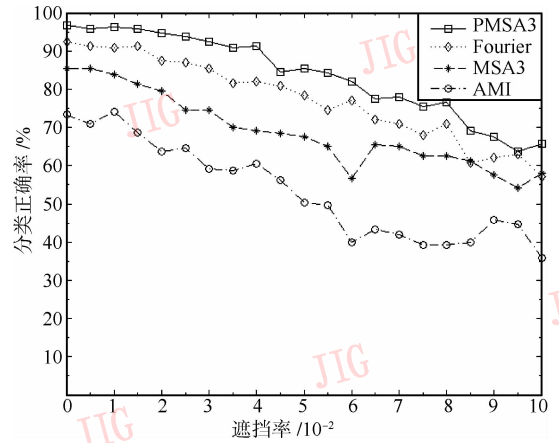


图 5 应用各种形状描述子的遮挡目标分类正确率对比

Fig. 5 Occluded object accuracy classification ratio comparison for applying different shape descriptors

分别应用 PMSA3、Fourier、MSA3、AMI4 种形状描述子和 SVM 分类法,对有遮挡的道路导向标线进行分类,所得到的分类正确率如图 5 所示。分析图 5 实验结果:

1) 当没有发生遮挡时(即 $r_{occlusion} = 0$),采用 PMSA、Fourier、MSA 3、AMI 描述子得到的目标分类正确率分别为 96.67%、92.5%、85.42%、73.33%。因为本文所针对的路面道路导向标线纹理简单,经过检测和灰度值阈值处理,而无需复杂的图像分割,即能得到简单二值图片,所以应用 Fourier 形状描述子的分类结果较好,其分类准确率为 92.5%;MSA 3 和 AMI 都是仿射不变区域特征法,应用于实际视觉透视射影变换时,分类结果不够理想;而 PMSA 了描述子融合了坚固度、方向性等区域特征和 MSA 矩,分类正确率达到 96.67%。

2) 考虑遮挡率对目标分类正确率的影响:随着遮挡率的增大,4 种方法的分类正确率基本上都呈下降趋势,但总体上采用 PMSA 3 形状描述

实验条件为 Intel (R) Core (TM) 2 Duo CPU E4600 @ 2.4 GHz, 2.39 GHz, 1.99 GB 内存,算法通过 Matlab 2008a 编程仿真实验。对于每张尺寸 40 × 40 图片,计算 MSA 矩用时 27 ms,计算方向和坚固度区域特征用时 25 ms,SVM 预测分类 0.3 ms,总计约 52.3 ms。

3.3 实验 3

由于公路路面脏和遮挡会造成导向标线部分残缺,实验 3 应用不同形状描述子和 SVM 分类法,进行导向标线被部分遮挡时的分类比较。

设遮挡率 $r_{occlusion} = \frac{S_{occlusion}}{S_{object}}$,其中 S_{object} 是图片中导向标线目标的面积, $S_{occlusion}$ 是以标线目标中某点 p 为顶点的正方形与标线目标的重叠区域面积。点 p 采用随机法产生,因而对识别目标的遮挡是随机的。如图 4 为遮挡率从 5% ~ 10% 的遮挡目标样本。

子时其分类正确率要高于其他3种方法。当 $r_{occlusion}$ 从0递增至0.04时:当遮挡发生在边缘部分时会改变目标的边缘形状,采用Fourier形状描述子的分类正确率从92.5%下降至82.08%;采用AMI描述子的分类正确率从73.33%下降至60.42%;采用MSA3描述子的分类正确率从83%下降至63%;而PMSA3描述子的分类正确率从96.67%左右下降至91.25%左右,实验结果表明:PMSA3形状描述子能有效抵抗遮挡对分类准确性的影响;

3) 随着遮挡率的增加,分类准确率并不是单调递减,是因为图片中交通标线目标之间是透视射影变换,而非单纯的仿射变换。

4 结 论

针对公路复杂行车环境中道路导向标线的识别问题,分别采用具有仿射不变性的MSA矩作为目标特征描述子,采用融合局部MSA矩及区域特征作为目标特征描述子,然后使用SVM方法进行道路导向标线的分类。实验结果表明,基于局部MSA矩、坚固度和方向等区域特征融合的图像特征描述子PMSA3具有近似透视射影不变性,能有效实现不同视觉角度、距离及发生部分遮挡时的道路导向标线分类。但同时,由于透视射影变形的复杂性,文中区域特征的加入并不是所有情况下都能单调提高识别率。仿照人类视觉先粗后细,对不同目标识别应用不同区域不同特征分析的感官特点,下一步的工作将研究粗视觉后区域特征的自动选择,从而提高透视射影变形大的应用环境中图像目标识别准确率。

参考文献 (References)

- [1] Rebut J, Bensrhair A, Toulminet G. Image segmentation and pattern recognition for road marking analysis [C]//IEEE International Symposium on Industrial Electronics. New York, USA: IEEE, 2004: 727-732.
- [2] Vacek S, Schimmel C, Dillmann R. Road-Marking Analysis for Autonomous Vehicle Guidance [EB/OL]. [2010-07-02]. http://ecmr07.informatik.uni-freiburg.de/proceedings/ECMR07_0034.pdf.
- [3] Hu M. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
- [4] Flusser J, Suk T. Pattern recognition by affine moment invariants [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(1): 167-174.
- [5] Suk T, Flusser J. Combined blur and affine moment invariants and their use in pattern recognition [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(12): 2895-2907.
- [6] Rahtu E, Salo M, Heikkilä J. Affine invariant pattern recognition using multi-scale autoconvolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6): 908-918.
- [7] Rahtu E, Heikkilä J. Object classification with multi-scale autoconvolution [C] // Proceedings of 17th International Conference on Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2004: 37-40.
- [8] Rahtu E, Salo M, Heikkilä J. Multiscale convexity recognition using multi-scale autoconvolution [C] // Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2004: 692-695.
- [9] Kautsky J, Flusser J. Implicit invariants and object recognition [C] // Proceeding of 9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing Techniques and Applications. New York, USA: IEEE, 2007: 462-469.
- [10] Cortes C, Vapnik V. Support vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-295.