

基于小波矩的车辆特征提取算法研究

宋晓茹, 赵楠, 高嵩, 陈超波

(西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710021)

摘要: 车辆目标图像特征提取是智能交通系统中车辆识别与分类的关键问题; 在车型提取算法中, 矩特征是较为常用的车型特征描述子; 针对 Hu 矩的 7 个特征分量在数量级上差别较大且受比例因子影响的问题, 基于不变矩和小波能量的原理和特点的研究, 重点提出了基于小波矩的特征提取算法, 并应用于车辆的特征提取; 最后的实验对实际车辆图像进行采集, 对预处理图像进行小波分解得到三级子图像, 对子图像求取修正 Hu 不变矩, 将不变矩作为特征量, 利用最小邻距离分类得出识别结果; 最后的实验结果显示, 通过这种方法提取的特征量具有平移、旋转、比例不变性, 能反映目标图像的重要的、本原的属性, 与传统 Hu 矩相比, 识别率提高了 13.5%, 达到了预期的目标。

关键词: 特征提取; Hu 不变矩; 小波能量矩; 目标识别

Research on Vehicle Feature Extraction Algorithm Based on Wavelet Moment

Song Xiaoru, Zhao Nan, Gao Song, Chen Chaobo

(College of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: Vehicle image features extraction is a key problem for vehicle recognition and classification in the intelligent transportation system. The moment feature is often used as feature descriptors on vehicle types in the vehicle types extraction algorithm. Aiming at the great quantitative difference among the seven feature components of Hu moment and the disturbance from coefficient scale on them. Propose the feature extraction algorithm based on wavelet moment, lying on the principle of invariant moment and wavelet energy. And the algorithm is applied on the vehicle image feature extraction. The real vehicle images are collected and pretreated in the experiment. After wavelet decomposition for the pretreatment images, the three-stage-subimages can be obtained, whose modified Hu moment also can be acquired through calculation. The modified moment is regarded as the feature. The result shows that the features extracted by the algorithm have the ability of keeping invariant after translation, rotation and scale transformation, which also could reflect the vital and essential attributes of target images and achieve the goals expected. Compared with the traditional Hu moments, recognition rate increased by 13.5%.

Keywords: features extraction; Hu moment; wavelet moment; target recognition

0 引言

车辆识别系统是智能交通系统中的重要组成部分, 在众多车辆识别技术的方法中, 由于图像含有极其丰富的信息量, 并且图像传感器成本较低, 这给目标识别带来极大的方便, 因此, 基于机器视觉的图像识别在智能交通系统中应用较为广泛。图像识别主要分为 3 个阶段: 图像预处理(如去噪、图像增强、形态学处理)、图像分割或物体分离阶段、特征提取阶段、判决分类阶段。特征提取阶段是图像识别的关键部分, 特征矢量的可靠性与否直接影响识别率的高低^[1-2]。因此针对车型特征提取, 学者们提出多种提取方法, 但每种方法都有其特定的应用情景, 具有局限性^[4-6], 较为常见形状特征提取方法有 Fourier 描述子、

Hough 变换、形状矩阵和矩不变量等, Fourier 描述子对于封闭曲线有较好的描述效果, 但对于复合封闭曲线效果较差^[5-6]; Hough 变换^[6]主要应用于检测平行直线和边界方向直方图, 而车辆轮廓为非平行直线显然不适用。小波变换对待提取目标图像进行多频率分解, 根据不同的频率将目标图像分解成空间、频率不同的二级子图像, 图像能量主要集中在低频部分, 在低中频区域反映了图像的整体轮廓, 但小波能量不具有平移、旋转和比例不变性, 为了保证提取的特征矢量具有稳定性, 需要对得到子图像进行二次提取。矩特征通过各阶矩反映物体的形状特征信息, 且具有较好的稳定性, 但矩特征仍存在不足, 在二维离散情况下, 高阶矩对比例因子较为敏感, 同时矩特征的数量级相差较大, 因此车辆目标的缩放影响矩特征的提取, 单独采用小波能量特征提取或不变矩特征提取都不能取得较好特征向量, 为了解决此问题, 修正矩特征, 对小波分解得到的子图像利用修正的矩特征进行二次提取得到小波矩特征量, 将小波矩用于车辆图像的特征提取, 比较分析车辆的各种姿态图像特征量, 以期小波矩特征矢量具

收稿日期: 2018-01-24; 修回日期: 2018-04-04。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFE0111900)、陕西省自然科学基金(2014JM2-6093); 陕西省国际科技合作计划项目(2017KW-009)。

作者简介: 宋晓茹(1979-), 女, 陕西西安人, 博士, 副教授, 主要从事多传感器信息融合与目标识别方向的研究。

有稳定性, 满足平移、旋转、比例不变性, 提高目标的识别率。

1 小波能量的特点

小波变换的基本原理是待提取目标图像进行多频率分解, 根据不同的频率将目标图像分解成空间、频率不同的二级子图像^[8]。Tianhorng Chang 等学者利用小波变换分解图像得到二级子图像, 提取子图像的纹理特征。这种方法仍存在一些缺点:

利用小波变化提取车辆目标图像是以图像的频率特点为依据, 抽取小波域的低、高频两部分, 对比这两部分而后形成特征, 但待获得的能量分布在中频层次, 如若车辆的待提取特征主要集中于高频阶段, 那么该方法所获得的特征会影响目标的分类效果。由以上小波变换的基本原理可知, 对图像进行频率分解操作发生于各个频率上, 这样一来会加大计算量, 增加复杂度, 降低操作速度。

2 矩与不变矩理论的分析

1962 年 M. K. Hu 提出了不因图像平移、目标的旋转、目标缩放而改变的特征矢量, 即不变矩理论, 并广泛应用于图像处理领域中, 如智能交通系统中的车辆检测与识别^[9]。

2.1 Hu 不变矩特性与不足

对于二维连续函数 $f(x, y)$, $(p+q)$ 阶矩定义为^[10]:

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (1)$$

中心距定义为:

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy \quad (2)$$

其中:

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

一组 7 个不变矩来自二阶和三阶矩:

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 + 4\eta_{11}(\eta_{20} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})]$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{20} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

以上 7 个阶矩均具有特征稳定性。

在离散状态下, 设 (m', n') 表示目标以比例因子 ρ 变换后的坐标, 原来坐标 (m, n) , 满足以下关系:

$$\begin{cases} x' = \rho x \\ y' = \rho y \end{cases} \quad (3)$$

$$x' - \bar{x}' = \rho(x - \bar{x}) \quad (4)$$

$$y' - \bar{y}' = \rho(y - \bar{y})$$

将 $(x' - \bar{x}')$ 、 $(y' - \bar{y}')$ 代入 μ'_{pq} , 有:

$$\mu'_{pq} = \rho^{p+q} \mu_{pq} \quad (5)$$

归一化中心距:

$$\eta'_{pq} = \frac{\mu'_{pq}}{\mu'_{00}} = \frac{\rho^{p+q} \mu_{pq}}{\mu_{00}} = \rho^{p+q} \eta_{pq} \quad (6)$$

由式 (6) 可知比例因子 η'_{pq} 与 η_{pq} 成正比且随矩的阶数 $p+q$ 的改变而变化。以上公式表明 Hu 矩中的 7 个不变矩在离散情况下会因比例因子变化而变化。

2.2 不变矩分量的修正

上述分析可知 Hu 矩离散状态下受比例因子的影响, 小波变换存在频域问题, 根据式 (6) 可推出 7 个阶矩因比例因子变换前后 η_{pq} 和 η'_{pq} 的关系。

$$\phi'_1 = \rho^2 \phi_1 \quad (7)$$

$$\phi'_2 = \rho^4 \phi_2 \quad (8)$$

$$\phi'_3 = \rho^6 \phi_3 \quad (9)$$

$$\phi'_4 = \rho^6 \phi_4 \quad (10)$$

$$\phi'_5 = \rho^{12} \phi_5 \quad (11)$$

$$\phi'_6 = \rho^8 \phi_6 \quad (12)$$

$$\phi'_7 = \rho^{12} \phi_7 \quad (13)$$

根据式 (7) ~ 式 (13) 的关系, 为了不受比例因子的影响对 7 个阶矩进行修正得到 7 个新的不变矩公式, 如下:

$$\phi_1^* = \phi'_2 / \phi_1'^2 \quad (14)$$

$$\phi_2^* = \phi'_3 / \phi_1'^3 \quad (15)$$

$$\phi_3^* = \phi'_4 / \phi_1'^3 \quad (16)$$

$$\phi_4^* = \phi'_5 / \phi_1'^6 \quad (17)$$

$$\phi_5^* = \phi'_6 / \phi_1'^4 \quad (18)$$

$$\phi_6^* = \phi'_7 / \phi_1'^6 \quad (19)$$

新的不变矩不会因比例因子的变化而变化, 同样仍保持平移、旋转不变性。

3 小波矩特征的提取

Hu 不变矩仍存在问题, 以上列出了 Hu 矩的普通矩、中心距的表达, 提取的待测目标图像的特征应满足不随目标图像位置的改变、位姿的改变、图像的缩放而改变, 车辆图像特征用原点矩或中心距表示, 这样只满足第一点; 将中心距进行归一化后, 特征矩只满足第一点和第三点。因此, 以上所述的两种表示方式不能同时满足这三点要求。为了解决这个问题, 本文引入了基于小波变换的不变矩特征提取算法, 该方法在分析 Hu 不变矩、小波能量不足的基础上, 结合两种方法的优点, 即首先对目标图像进行小波频率分解, 得到各级频率的子图像, 再分别对这些子图像提取修正后的 Hu 矩特征, 该方法能有效的减小计算复杂度, 提取的图像特征

能满足以上三点要求, 有利于图像的识别。

基于小波变化的特征提取的思路, 基本思路如下^[12]:

1) 归一化待识别的目标图像, 是为了避免小波能量特征随图像的缩放而改变。

2) 利用小波分解, 得到目标图像的多级频率子图像;

3) 利用式(20)计算每级子图像的能量, $s_i(x, y)$ 表示子图像, 其中 $x=0, 1, \dots, M-1$; $y=0, 1, \dots, N-1$; 子图像的能量为:

$$e_i = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} s_i(x, y)^2 \quad (1 \leq i \leq k) \quad (20)$$

式中, 子图像的大小为 $M \times N$; 进行多尺度分解后得到低频子图像数目为 k ;

4) 计算每级子图像的能量后, 对子图像进行修正后的 Hu 矩特征提取;

5) 由 3)、4) 操作后就构成了基于小波矩的图像特征矢量。

这种方法得到的特征矢量能反映车辆目标图像的本质特征, 并且同时满足以上所述的 3 个要求。

4 小波矩特征提取算法的验证

利用 MATLAB 为仿真软件, 验证本文提出的特征矢量提取方法的有效性, 对车辆目标图像进行相应的预处理后, 提取车辆目标图像的小波矩特征, 验证小波矩的有效性。验证该方法对第一个条件(平移)的有效性, 采集与采集系统相同距离的左侧和右侧位置的车辆图像; 验证该方法对第二个条件(旋转)的有效性, 采集车辆的正面图、侧面图, 但保证车与采集系统的距离不变; 验证该方法对第三个条件的有效性, 采集车辆与采集系统相距 5 米(基准图)和 10 米两种图像进行比较。在图像小波矩的有效性实验中, 对采集的图像都进行图像综合预处理, 然后在处理后的图像进行小波矩特征提取。

4.1 小波矩的旋转不变性

采集系统采集车辆左侧为基准图, 车辆旋转 90° (前侧)研究小波矩旋转不变性。如图 1、2 所示, 图 1 为基准图像, 目标左侧图像, 图 2 为旋转 90° 图像。

图像经过灰度化、中值滤波, Canny 边缘提取、Hough 变换、图像分割预处理后进行小波矩特征提取。预处理后图像见 3、4 所示, 图 3 为车辆基准图像, 图 4 为旋转 90° , 车辆前侧边缘图像。

通过小波分解得到三级小波变化的低频图像见图 5、6 所示, 图 5 为目标正面图像三级小波分解, 图 6 为旋转 90° 图像三级小波分解。

对基准图像、旋转 90° 目标图像进行三级小波分解, 得到三级子图像, 然后对每级子图像进行二次修正 Hu 矩特征提取, 得到表 1、2, 表 1 为基准图像三级小波矩特征向量, 表 2 为旋转 90° 目标图像的三级小波矩特征向量。见表 1 和表 2 所示。



图 1 车辆基准图像



图 2 车辆前侧图像

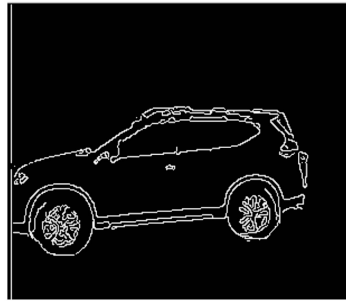


图 3 侧面边缘

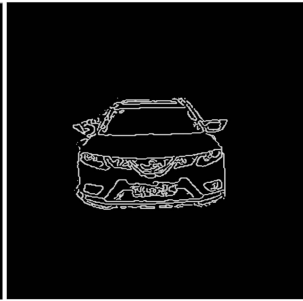


图 4 正面边缘图

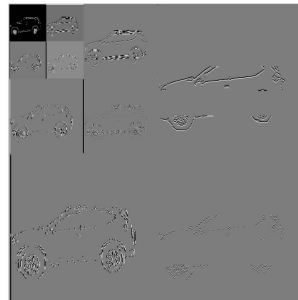


图 5 侧面小波分解

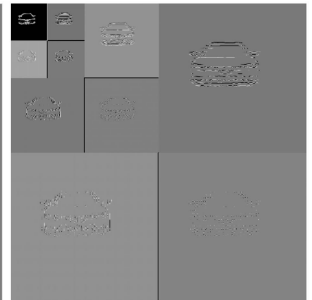


图 6 正面小波分解

对预处理的图像首先进行三级小波分解得到三级子图像, 并求得每级子图形的能量, 由表 1 和表 2 可见, 对于同一目标图像, 每级子图像能量近似相等。最后对子图像进行二次小波矩特征向量提取, 分别比较两个目标图像各级子图像对应的 7 个小波矩向量值, 7 个特征矢量得在 2% 范围内, 数值相等, 因此本文提出的小波矩具有旋转不变性。

4.2 小波矩的平移不变性

利用目标与图像采集系统成特定位置关系, 分别利用距图像采集系统相同距离的左侧和右侧以模拟目标图像的平移, 首先对右移图像进行预处理, 得到目标右移边缘检测图像见图 7 所示, 图 8 为右移图像三级小波分解图, 见图 8 所示。对右移三级子图像进行二次修正 Hu 矩特征提取, 得到每级子图像的小波矩特征向量, 详见表 3 所示。

同样, 对预处理后的图像首先三级小波分解, 在对每级子图像进行二次小波矩特征向量提取, 得到每级 7 个不变矩分量, 右移目标图像小波特征向量与基准图像在数值上对应比较, 由表 1 和表 3 可得, 在 2% 误差范围内, 右移



图 7 目标右移边缘图

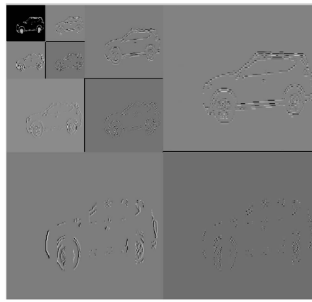


图 8 右移图像三级小波分解



图 9 10 米图像边缘图

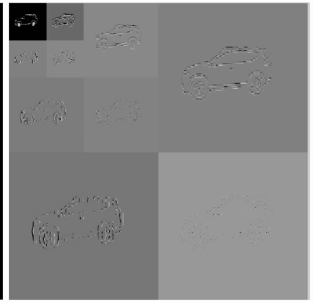


图 10 10 米图像三级小波分解

图像的小波矩特征矢量与基准图小波矩特征矢量近似相等，因此本文提出的小波矩具有平移不变性。

4.3 小波矩的比例不变性

采用距图像采集系统 5 米（基准图）和 10 米以模拟图像的比例缩放情况，研究小波矩的比例不变性，图 9 为目标距图像采集系统 10 米的目标图像，图 10 为 10 米图像的三级小波分解图，见图 9 和 10 所示。

对 10 米三级子图像进行二次修正 Hu 矩特征提取，得到每级子图像的小波矩特征向量，详见表 4 所示。

同样，对预处理后的图像首先三级小波分解，在对每级子图像进行二次小波矩特征向量提取，得到每级 7 个不变矩分量，10 米目标图像小波特征向量与基准图像在数值

上对应比较，由表 1 和表 4 可得，在 2% 误差范围内，10 米图像的小波矩特征矢量与基准图小波矩特征矢量近似相等，因此本文提出的小波矩满足平移不变性。

比较目标在进行平移、旋转、缩放三种变换后的各个级别的 7 个不变矩值，一级能量中 7 个小波矩特征向量如图 11 所示；二级能量中 7 个小波矩特征向量如图 12 所示；三级能量中 7 个小波矩特征向量如图 13 所示。通过在目标平移、旋转、比例放大情况下，每个级别中的 7 个小波矩特征向量值近似相等，因此，小波矩具有平移、旋转、比例不变性，能反映图像的特征。

由图 11、12 和 13 可知，四种情况下一级、二级和三级子图像上 7 个小波矩特征矢量曲线走向一致，因此，小波

表 1 基准图像三级小波矩特征向量

级别能量(e+07)	特征矢量	ϕ_1^*	ϕ_2^*	ϕ_3^*	ϕ_4^*	ϕ_5^*	ϕ_6^*	ϕ_7^*
第一级 e_1	4.0623	5.1694	13.7464	18.2123	17.8795	39.4207	25.2990	37.2896
第二级 e_2	4.0373	5.8618	15.1127	20.3102	19.9578	43.6897	28.0673	41.5301
第三级 e_3	3.9881	6.5570	16.4432	22.4757	22.0707	48.0406	30.8578	45.9324

表 2 旋转 90° 三级小波矩特征向量

级别能量(e+07)	特征矢量	ϕ_1^*	ϕ_2^*	ϕ_3^*	ϕ_4^*	ϕ_5^*	ϕ_6^*	ϕ_7^*
第一级 e_1	1.1567	5.6989	16.9058	19.8357	17.7344	37.5237	28.9471	36.5525
第二级 e_2	1.1485	6.3915	18.1603	21.8288	19.8187	41.6584	31.6319	40.6749
第三级 e_3	1.1325	7.0824	19.3498	23.7427	21.9089	45.7723	34.4043	44.7643

表 3 右移图像三级小波矩特征向量

级别能量	特征矢量	ϕ_1^*	ϕ_2^*	ϕ_3^*	ϕ_4^*	ϕ_5^*	ϕ_6^*	ϕ_7^*
第一级 e_1	3.7024	5.2431	12.6626	18.3211	20.1388	40.8018	26.5110	39.9802
第二级 e_2	5.0120	5.9724	14.0236	20.0273	22.3524	43.8201	30.1278	44.5484
第三级 e_3	38.2051	6.7852	15.4547	21.9559	24.3622	48.3251	33.0875	47.6276

表 4 10 米图像三级小波矩特征向量

级别能量(e+07)	特征矢量	ϕ_1^*	ϕ_2^*	ϕ_3^*	ϕ_4^*	ϕ_5^*	ϕ_6^*	ϕ_7^*
第一级 e_1	6.7281	5.4150	11.8441	18.7526	21.9409	43.4991	27.8764	44.3121
第二级 e_2	6.6769	6.1079	13.2306	20.8301	24.0254	47.6703	30.6548	48.5056
第三级 e_3	6.5764	6.8005	14.6164	22.9102	26.1006	51.8419	33.4245	52.7565

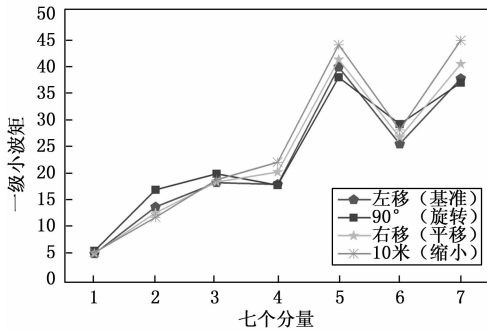


图 11 一级小波矩特征向量

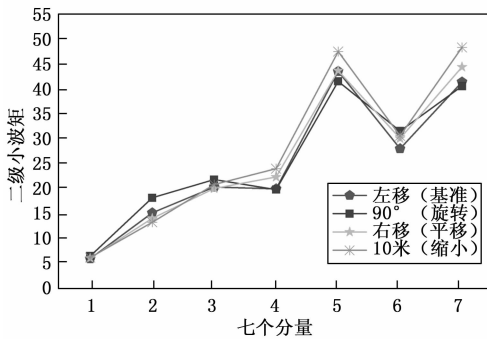


图 12 二级小波矩特征向量

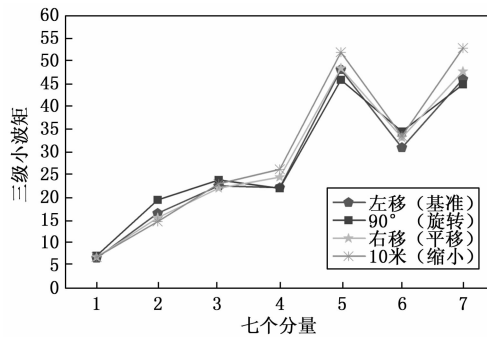


图 13 三级小波矩特征向量

矩具有平移、旋转、比例不变性, 能反映图像的特征, 为目标识别提供特征数据。

5 车辆识别

5.1 最小邻距离

近邻法是衡量测试向量与样本向量之间的相似程度, 利用最小距离来衡量这个相似程度, 求取测试向量与样本向量之间的欧氏距离, 如果欧式距离这个数值越大则表明测试向量与模板样本不同类, 若值较小则可视作同类^[11]。

x_i 和 x_j 之间的欧氏距离定义为:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_i(k) - x_j(k))^2} \quad (21)$$

求取样本之间的欧式距离后, 根据待测样本与已知样本欧式距离的最小值, 设有 p 类, $\{w_i, i = 1, 2, \dots, p\}$, 同类样本模板 $N_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 个, 判别未知样本属于类的判

别函数为:

$$g_i(x) = \min_k \|x - x_i^k\|, k = 1, 2, \dots, N_i \quad (22)$$

决策规则为:

如果满足:

$$g_i(x) = \min_i \{g_i(x)\}, i = 1, 2, \dots, p \quad (23)$$

则决策:

$$x \in w_j$$

5.2 车辆识别实验

对实际车辆进行识别仿真实验, 具体步骤如下:

- 1) 利用图像采集系统得到待识别车辆的图像;
- 2) 利用以上分析理论分别对两类图像进行图像预处理、几何特征矢量提取、小波矩特征矢量;
- 3) 计算同类样品特征量的平均值, 建立特征库;
- 4) 计算欧式距离:

$$\sigma = \sqrt{(X_1 - X_{i1})^2 + (X_2 - X_{i2})^2 + \dots + (X_n - X_{in})^2} \quad (24)$$

在式 (24) 中, X_i 是待测样品的特征值, 比较 σ 和阈值;

5) 依据比较结果, 小于阈值时则待测样品与模板归为一类, 若大于等于阈值则判为“干扰”;

6) 以判断为“干扰”的目标为样本, 将此类目标的特征值与以前的同类样本一起重新计算。将计算样本的新均值写入样本的签名数据库作为新的判据。

实验样品为: 轿车、货车、电动车。采集轿车的前后左右 4 个视角的可见光图像见图 14 所示, 货车的前后左右 4 个视角可见光图像如图 15 所示, 电动车的前后可见光图像见图 16 所示。

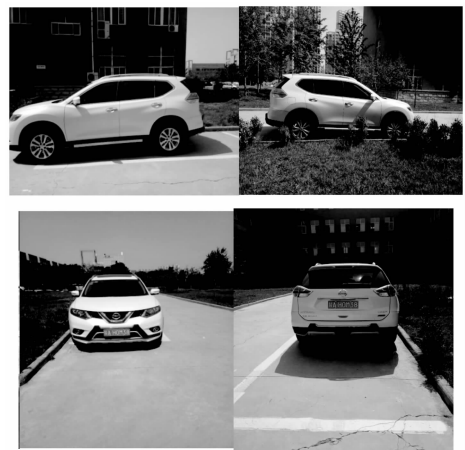


图 14 轿车各方位姿图

实验采用可见光相机为单一传感器, 目标样品有三种, 分别是: 某型轿车、货车、电动摩托车, 3 类目标与采集系统成特定位置关系得到原始可见光图像, 经过平移、旋转、缩放变换得到每类目标 20 幅图像, 其中 1~4 幅由原始图像平移得到、5~16 幅由原始图像旋转得到、17~20 幅有原



图 15 货车各方位位姿图



图 16 轿车各方位位姿图

始图像缩放得到。三类可见光图像共 60 幅，对样本图像预处理，提取样本图像的 Hu 矩、小波矩，分别建立特征库。取 10 幅轿车可见光图像作为测试集进行轿车传感器的识别实验，同理取货车、电动车图像进行传感器的识别实验，计算测试集提取的特征向量与模板库中特征向量之间的欧氏距离，求取距离中的最小值，即最小值所对应的车辆就是识别结果。采集可见光图像，分别提取 Hu 矩、小波矩特征矢量，利用最小距离法得到两种情况下的识别结果见表 5~6 所示。

表 5 Hu 矩用于车辆图像的识别率

类别	轿车		货车		电动车	
	正确	错误	正确	错误	正确	错误
训练集 G_1 (50 个)	样本数		样本数		样本数	
测试集 G_2 (10 个)	4	6	3	7	3	7
识别率 (%)	40		30		30	

表 6 不变矩用于车辆图像的识别率

类别	轿车		货车		电动车	
	正确	错误	正确	错误	正确	错误
训练集 G_1 (50 个)	样本数		样本数		样本数	
测试集 G_2 (10 个)	5	5	5	5	5	4
识别率 (%)	50		50		60	

分别对轿车、货车、电动车进行车辆识别，对采集图像进行图像预处理，分别提取目标图像 Hu 矩、小波矩特征，利用最小邻距离分类法，分别对轿车、货车及电动车目进行识别。表 5 为提取三种车辆的 Hu 矩为特征矢量，分别得出轿车识别率为 40%，货车的识别率为 30%，电动车

识别率为 30%，表 6 表示提取三种车辆的小波矩为特征矢量，分别得出轿车、货车、电动车为 50%、50%、60%。比较表 5、表 6 对各种车辆的识别率可得出结论：对于同样的目标图像，比较两种特征提取方法，提取图像的小波矩最终得到的识别效果较好。因此基于小波矩的特征提取方法对车辆图像能取得很好的分类结果。

6 结论

本文对小波能量、Hu 不变矩的特征进行了详细介绍，在 Hu 矩受比例因子影响的基础上，对 Hu 矩 7 个分量进行修正，提出一种基于小波矩的特征提取方法，并应用于车辆特征提取。实验表明，用本文方法得到的特征量具有稳定性，对目标的平移、旋转和比例缩放敏感性不强，通过车辆识别实验，分别提取图像的 Hu 矩、小波矩得到各自的识别结果，实验结果表明，提取图像的小波矩得到的识别率高于传统 Hu 矩特征提取得到的识别率，本文提出的小波矩特征量能反映图像的重要的、本原的属性，为后续的车辆识别提供特征矢量。

参考文献:

- [1] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜, 等. 多源信息融合 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- [2] 李婷婷. 基于视觉的前方车辆识别技术研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [3] 陈宇玺. 车辆识别的算法研究 [D]. 西安: 西安交通大学, 2002.
- [4] Persoon E, Fu K S. Shape Discrimination Using Fourier Descriptors [J]. Systems Man & Cybernetics IEEE Transactions on; 1986, 7 (3): 170-179.
- [5] 王涛. 复杂背景下车型识别技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- [6] Zhang Fengyan, Chen Rongbao, Li Yang, et al. Detection of broken manhole cover using improved Hough and image contrast [J]. J. of Southeast University; 2015, 31 (4): 553-558.
- [7] Kuo C C J. Tree-structured wavelet transform for textured image segmentation [J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering; 1992, 1770: 394-405.
- [8] 寇华成. 小波变换理论在视频车辆检测中的应用研究 [D]. 厦门: 厦门大学, 2014.
- [9] 张琳, 李小平. 基于小波变换的车辆识别系统研究 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2010.
- [10] 冈萨雷斯. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [11] 范立南, 韩晓微, 张广渊. 图像处理与模式识别 [M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [12] 陈卓. 图像不变矩研究及应用 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2010.