

# 应用支持向量机分类的多角度目标识别技术

马超杰, 李晓霞, 杨 华, 吴 丹, 王静雯

(电子工程学院安徽省红外与低温等离子体重点实验室, 安徽 合肥 230037)

**摘 要:**综合应用图像的不变矩特征和支持向量机分类方法,提出了一种对于红外图像中多角度目标的识别方法。首先通过目标分割算法求得红外图像中目标的轮廓图像,然后从轮廓图像的Hu矩、Zernike矩和Fourier-Mellin矩中选取适当阶次的矩特征组成目标在特定视角范围内的不变性特征向量;对目标的视角范围进行适当划分以解决多角度引起的目标样本多样性,并在每个划分的视角范围内分别应用支持向量机的方法进行多目标分类。测试结果表明,本文提出的方法较好地实现了红外图像中多角度目标的识别问题,是一种有效的自动目标识别算法。

**关键词:**不变矩;支持向量机;自动目标识别;多视角目标识别

**中图分类号:**TP751.1      **文献标识码:**A

## Multi-view Target Recognition Algorithm Based on Support Vector Machine Classification

MA Chao-jie, LI Xiao-xia, YANG Hua, WU Dan, WANG Jing-wen

(Key Lab of Infrared and Low Temperature Plasma of Anhui Province, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

**Abstract:** Synthetically utilizing image invariant moments feature and SVM (Support Vector Machine) classification method, a novel recognition algorithm was proposed to deal with multi-view target in infrared images. Firstly, the target silhouette image was extracted by image segmentation method. Then, some proper order moments which are selected from Hu moments, Zernike moments and Fourier-Mellin moments, could be used as the invariant eigen vector for target in the specific view. The angular field of view to targets was divided into several parts for solving the samples variety caused by looking from multi-view angle. In each divided field, pair-wise SVM classifier was used to realize the multi-target classification. A large number of recognition testing on multi-view targets in infrared images proves the validity and reliability of the scheme in this paper.

**Key words:**

### 1 引 言

自动目标识别 (automatic target recognition, ATR) 是一种利用人工智能技术实现对机器传感器获取的目标特征进行分类和识别的智能化技术。目标图像不变矩特征可以保证目标在平面内旋转、缩放、平移等情况下的不变性,并且通过恰当的选择能够使得不同目标的矩特征具有明显的差异,因而可以作为目标的不变性特征,对目标进行较好地描述<sup>[1]</sup>。目标的不变性特征在一定视角范围内保持

稳定且变化较小,但是随着视角偏差的增大,就很难获得仍然稳定的特征。为了克服多视角引起的目标样本多样性,我们将目标的视角范围进行合理划分,在划分的每一个范围内应用模式识别的方法进行探测和识别。支持向量机 (support vector machine,

**基金项目:**安徽省红外与低温等离子体重点实验室基金 (No. 2007A011011F) 资助。

**作者简介:**马超杰 (1981 -), 博士研究生, 主要研究方向为光电工程。Email: coolwinterman@163.com

**收稿日期:**2008-07-23

SVM)方法是一种基于结构风险最小化原则的模式分类方法,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势<sup>[2]</sup>。本文综合应用图像的不变矩特征和支持向量机分类方法在划分的视角范围内对目标进行分类识别,解决了红外图像中目标的多角度识别问题。

2 图像的不变矩特征

图像矩特征是一种具有平移、平面内旋转和尺度等不变性的目标描述量。它以图像分布的各阶矩来描述目标的分布特征,在目标识别系统中得到了广泛的应用。最早应用的矩特征是由 M. K. Hu 在 1962 年提出的图像 Hu 矩<sup>[3]</sup>。为了克服 Hu 矩具有信息冗余的不足,随后又提出了 Legendre 矩和 Zernike 矩等正交矩<sup>[4]</sup>。接着,几何矩被推广至径向矩,其中 Fourier-Mellin 矩将不变矩的推导纳入到一个总体的框架<sup>[5]</sup>。下面分别给出图像 Hu 矩、Zernike 矩、Fourier-Mellin 矩的表达形式。

2.1 Hu 矩

设二维图像函数为  $f(x, y)$ , 则它的  $(p + q)$  阶几何矩定义为:

$$m_{pq} = \iint_R x^p y^q f(x, y) dx dy, p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

式中,  $R$  为积分区域。图像的重心可以由  $\bar{x} = m_{10}/m_{00}, \bar{y} = m_{01}/m_{00}$  表示。为了保证对于平移的不变性,图像相应的  $(p + q)$  阶中心矩定义为:

$$u_{pq} = \iint_R (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) d(x - \bar{x}) d(y - \bar{y}) \quad (2)$$

对中心矩进行归一化以保证对于图像尺度变换的不变性。 $(p + q)$  阶归一化中心矩定义为:

$$\mu_{pq} = \frac{u_{pq}}{u_{00}^{1+(p+q)/2}} = \frac{u_{pq}}{m_{00}^{1+(p+q)/2}} \quad (3)$$

在此基础上得到 Hu 的七个不变矩,保证了描述物体形状时,具有旋转、尺度和平移不变性,具体表达形式可以参看相关文献。

2.2 Zernike 矩

Zernike 矩首先由 Teague 于 1980 年引入,它是一种正交矩,从这些矩重建图像十分容易。与 Hu 矩及其修正算法相比,识别能力更强。

Zernike 矩就是图像函数在这些正交基函数上的投影。在单位圆外为零的连续图像函数  $f(x, y)$  的  $n$  阶  $m$  重 Zernike 矩定义为:

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x, y) V_{nm}^*(r, \theta) dx dy \quad (4)$$

其中,  $\{V_{nm}(x, y)\}$  为复数多项式集,是单位圆内  $(x^2 + y^2 \leq 1)$  内的完备正交集。可以表示为:

$$V_{nm}(x, y) = V_{nm}(r, \theta) = R_{nm}(r) \exp(jm\theta) \quad (5)$$

其中,  $n$  为非负整数;  $|m| \leq n$  并满足  $n - |m|$  为偶数;  $r$  为从原点到点  $(x, y)$  的向量的长度;  $\theta$  为  $r$  与  $x$  轴在逆时针方向的夹角,  $R_{nm}(r)$  为径向多项式,其定义为:

$$R_{nm}(r) = \frac{\sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! ((n+|m|/2) - s)! ((n-|m|/2) - s)!} r^{n-2s}}{(6)}$$

在 Zernike 矩上定义的特征只是旋转不变量。为了获得尺度和平移不变量,图像首先要用几何矩进行标准化处理,然后再从尺度和平移标准化后的图像中提取旋转不变量 Zernike 特征。

2.3 Fourier-Mellin 矩

Fourier-Mellin 矩是在极坐标下定义矩函数。用极坐标表示的图像  $f(r, \theta)$  的 Fourier-Mellin 变换为:

$$M_{s,m} = \int_0^\infty \int_0^{2\pi} f(r, \theta) r^{s-1} \exp(-jm\theta) r dr d\theta \quad (7)$$

其中,角度方向的傅里叶展开阶数为  $m = 0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots$  梅林变换参数通常  $s$  表示为复数值。同样,应用几何矩对图像进行标准化处理,根据重心  $\bar{x} = m_{10}/m_{00}, \bar{y} = m_{01}/m_{00}$  对坐标原点进行标定,保证对于图像平移的不变性,应用角度方向 0 阶矩  $M_{s,0}$  进行归一化,保证对于尺度和旋转的不变性。

$$\phi_{s,m} = |M_{s,m}| / |M_{s,0}| \quad (8)$$

虽然 Fourier-Mellin 矩是在极坐标下定义的,为了便于实际计算,避免坐标变换引起的噪声误差,还可以将式(7)表示为直角坐标形式。

$$M_{s,m} = \int_{-\infty}^\infty \int_{-\infty}^\infty f(x, y) (x + jy)^{(s-m)/2} (x - jy)^{(s+m)/2} dx dy \quad (9)$$

Hu 矩、Zernike 矩和复数矩都可以统一于 Fourier-Mellin 矩。Hu 矩为其高阶径向矩的特殊形式, Zernike 矩和整数阶次的复数矩也是 FM 高阶径向矩的组合形式。由于坐标中心为图像强度分布的中心,径向矩核函数  $r^s$  的高阶形式会抑制形状中心部分对于矩的贡献,而对边界和目标外的背景区具有较高的权重。因而, Hu 矩、Zernike 矩对背景噪声敏感。较低阶的 Fourier-Mellin 径向矩对噪声具有鲁棒性且不会抑制图像的强度分布。

### 3 支持向量机方法

支持向量机方法是 Vapnik 等人根据统计学习理论提出的一种新的机器学习方法,它建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原理基础上,通过适当地选择函数子集及其该子集中的判别函数,根据有限样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中,使学习机器的实际风险达到最小,以期获得最好的泛化性能<sup>[6]</sup>。其具体步骤如下:

首先通过非线性映射  $\phi$  将输入的低维欧式空间映射到高维内积线性特征空间(一般为 Hilbert 空间),定义内积函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  为满足 Mercer 条件的核函数,使得低维空间的非线性分类问题转化为高维空间的线性分类问题。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \langle \phi(\mathbf{x}_i), \phi(\mathbf{x}_j) \rangle \quad (10)$$

从而最优分类面求解转化为求解目标函数  $Q(\alpha)$  的最大值:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (11)$$

由 Mercer 条件可知,矩阵  $G(y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j))_{i,j=1}^l$  是一个对称的半正定矩阵。因此是一个凸优化问题,具有唯一的全局最优解,避免了可能出现的限于局部最优解的问题。

所求的最优分类函数为:

$$g(\mathbf{x}) = \text{sgn} \{ \mathbf{W}^T \phi(\mathbf{x}) + b \} = \text{sgn} \left\{ \sum_{\mathbf{x}_i \in SV} \alpha_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^* \right\} \quad (12)$$

其中,  $\mathbf{x}_i$  为支持向量;  $b^*$  为偏移量,利用任意支持向量  $\mathbf{x}_j$  在约束条件  $y_j f(\mathbf{x}_j) = 1$  下求得,即:

$$b^* = y_j - \sum_{\mathbf{x}_i \in SV} \alpha_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (13)$$

在最优分类面中采用适当的核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  就可以实现某一非线性变换后的线性分类,避免了求解映射函数  $\phi$  的具体形式,将高维特征空间中的点积运算转换为低维输入空间中的核函数运算,巧妙地解决了在空维特征空间中进行计算带来的“维数灾难”问题,且计算复杂度并不增加。我们选用高斯径向基函数(RBF)作为核函数进行非线性变换。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\|\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j\|^2 / (2\sigma^2)) \quad (14)$$

支持向量机方法是针对两类分类问题提出的,对于目标种类较多的情况,需要转换为两类分类问题来求解。这里应用一对多算法<sup>[7]</sup>解决多目标分

类的问题。该方法依次用一个两类 SVM 分类器将每一类与其他所有类别区分开来,  $k$  类目标对应  $k$  个分类函数,分类时将未知样本分类为具有最大分类函数值的那一类。

### 4 自动目标识别试验设计

试验采用的图像库是应用 Thermovision 红外热像仪(8 ~ 14  $\mu\text{m}$ ) 在草地表面拍摄的军用车辆模型的红外图像。热像仪对草地表面的俯视角在  $13^\circ \sim 15^\circ$  范围内变化,车辆模型相对于地面垂线方向以  $5^\circ$  为间隔进行  $360^\circ$  旋转,每个目标以不同的俯视角测量三组,共得到  $5 \times 72 \times 3$  个红外子图像,以此来模拟真实条件下机载前视红外系统拍摄的地面军用车辆的红外图像。为了使得采集的图像具有代表性,选择五种军用车辆模型,采集的部分红外图像如图 1 所示。由于真实战场条件下获取的红外图像难免会受到气候条件、传感器噪声、电路噪声等因素的影响,并且目标本身的运动状态和背景环境的不同导致目标的温度分布不稳定,我们选用目标的红外轮廓特征进行目标矩特征的描述。而图像矩特征只是一定视角范围内保持稳定且变化较小,但是随着视角偏差的增大,矩特征的变化就会比较剧烈,所以我们需要对目标的视角范围进行划分以保持图像的矩特征的相对不变性。应用 SVM 方法分别对一定视角范围内的车辆模型的矩特征进行相应的分类和训练,建立一组 SVM 网络,从而解决多视角情况下的目标识别问题。

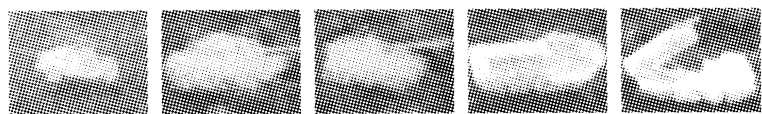


图 1 车辆模型的红外图像

#### 4.1 目标提取

从复杂的背景中进行目标轮廓的提取是后续工作的基础,轮廓的完整性和轮廓提取算法的稳定性关系不变矩特征计算的准确度。传统的基于阈值或基于边缘检测(Canny 算子)的轮廓提取算法难以满足要求,如图 2(a)、(b)所示。

我们采用动态边缘演化模型<sup>[8]</sup>这种自顶向下的图像分割方法,首先通过阈值或边缘检测方法得到图像中目标存在的大致区域,在此区域周围放置初始轮廓线,通过内部或外部的作用力使曲线变形,内部能量吸引轮廓往物体边缘运动,外部能量保持

活动轮廓的光滑性和拓扑性。当能量达到最小时,活动轮廓收敛到所要检测的物体边缘。采用分段光滑的 Mumford-Shah 模型进行采集的红外图像中目标分割得到了光滑的目标轮廓,克服了红外图像中目标灰度不均且边缘模糊造成的影响,得到了较好的分割结果,图 2(c)所示。对分割后的图像进行区域填充,得到二值化的目标轮廓图像,如图 2(d)所示,进行下一步的不变矩计算。

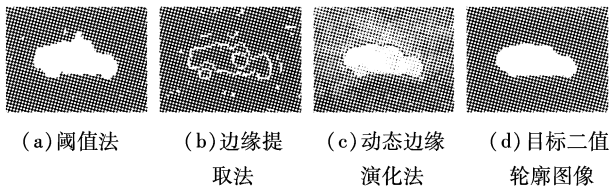


图 2 红外图像分割结果

#### 4.2 不变矩特征选择

尽管从理论上来说,上面提及的不变矩函数及其各阶矩均具有平移、旋转和缩放不变性。但在实际情况中,由于数字图像的量化噪声、数字计算中的舍入误差和矩特征对于边界噪声的鲁棒性差异,我们需要对这些矩特征进行筛选,选取最为稳定且区分性能好的矩特征作为后续目标识别的输入参数。不变矩特征的选择分以下两个步骤进行:

从提取好的目标轮廓图像中随机选取二值化的目标轮廓图,对图像进行旋转、缩放和添加边界噪声后得到一组变换后的二值化图像,然后对这些图像进行矩特征的计算。根据同一目标同一姿态情况下矩特征值标准差的值进行矩特征取舍,通过设定的域值选取标准差较小的矩特征。

考虑到目标的对称性,根据图 3 所示,将目标的不同姿态分为以下三类:头部、尾部、两侧(左侧和右侧)。选取位于每一个姿态角度范围内五种目标的二值化轮廓图,应用上一步选取出来的矩特征进行计算。基于目标类内距离较小、类间距离较大的原则,并结合顺序前进法进行矩特征选择,获取最优的矩特征向量组合。经过试验计算我们选取 20 个矩特征构成特征向量进行后续的目标识别操作。

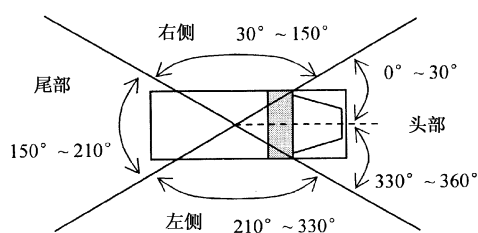


图 3 目标视角划分示意图

#### 4.3 支持向量机网络训练

结合我们的样本情况,应用一对多 SVM 的方法

进行目标分类的试验。采用的数据为全部的  $5 \times 72 \times 3$  个红外子图像,测试集以  $15^\circ$  为间隔采样  $5 \times 24 \times 3$ ,其余的作为训练集。在图 3 所示的三个角度范围分别建立 SVM 函数,总建立了  $3 \times 5$  个 SVM 来解决多角度目标的识别问题,将各个角度的识别结果汇总,得到最终的识别矩阵表 1。从测试结果来看,这种对目标姿态进行分类的方法得到了较好的识别结果,五类目标中最低的识别率为 92.4%,有效地解决了目标的多角度识别问题。

表 1 测试集识别结果矩阵

	Hummer	M60	M109	AAVP7	M270
Hummer	141	2	1	0	0
M60	0	135	7	2	0
M109	0	8	133	3	0
AAVP7	0	2	4	138	0
M270	0	0	0	0	144

#### 5 结论

通过对红外热像仪拍摄的多角度目标图像的识别试验可以看出,本文提出的对目标角度进行划分并综合应用图像的不变矩特征和支持向量机的进行分类的方法较好地实现了红外图像中多角度目标的识别问题,为复杂场景中的目标探测和识别提供了较好的解决思路。本文算法思路新颖、计算量相对较小、可以克服复杂条件的不利影响,有望向工程应用推广。

#### 参考文献:

- [1] 边肇祺,张学工,等. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- [2] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26,(1):32-42.
- [3] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariant [J]. IRE. Trans on Inf. Theory,1962,3(4):179-187.
- [4] Li Y. Reforming the theory of invariant moments for pattern recognition [J]. Pattern Recognition, 1992, 25: 723-730.
- [5] Tom Malzbender. Fourier volume rendering[J]. ACM on Graphics,1993,12(3):233-250.
- [6] V Vapnik. The nature of statistics learning theory[M]. New York:Springer Verlag,1995.
- [7] 刘志刚,李德仁,等. 支持向量机在多类分类问题中的推广[J]. 计算机工程与应用,2004,1(4):10-11.
- [8] Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communication of Pure Applied Math, 1989, 42(5): 577-685.