

基于小波分解和支持向量机的MSTAR SAR 目标分类识别研究

成 功 赵 巍 潘锦锋

(北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100083)

摘 要 对军事目标进行分类是整个 SAR ATR 过程中最困难的任务。为了进一步提高 MSTAR SAR 目标的识别效果,在分析了 MSTAR SAR 图像特点的基础上,提出了一种利用离散小波分解提取目标特征的方法。由于小波分解后的低通近似系数虽然是一种较低分辨率的 SAR 图像,但是它仍然包含了 SAR 目标回波的能量,而高通细节系数则包含了目标的细节成份和噪声,因此,可将小波分解后的低通近似系数作为特征,并利用由决策导向循环图扩展的支持向量机来对多类目标进行分类。实验结果表明,即使将 3 级小波分解后的低通近似系数作为特征,支持向量机的分类精度仍然很高,而且由于特征的数据量较少,因此可使得识别效率得到提高。

关键词 分类 MSTAR SAR 图像 小波分解 支持向量机

中图法分类号: TN391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)02-0317-06

Research on MSTAR SAR Target Recognition Based on Wavelet Analysis and Support Vector Machine

CHENG Gong, ZHAO Wei, PAN Jin-feng

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083)

Abstract Military target classification is the most challenging work in SAR ATR. In order to improve the recognition effect and on the basis of analyzing the characteristic of MSTAR SAR image, a method of discrete wavelet analysis is proposed to extract features. Because wavelet lowpass approximation coefficients contain the energy of SAR target echo and highpass detail coefficients contain the details of target and speckle, the approximation coefficients are obtained as features for classification, although they actually compose a low-resolution SAR image. The decision directed acyclic graph is chosen to improve the classification ability of support vector machine for more than two classes of targets. The experiments results show that high classification probability can be obtained by SVM when the approximation coefficients are used as features by the third level wavelet analysis. Moreover, the size of features is reduced and the recognition method is much more effective.

Keywords classification, MSTAR SAR image, wavelet analysis, support vector machine

1 引 言

作为一种有源成像雷达,合成孔径雷达(SAR)由于具有高分辨率、全天候和全天时的成像特点,以

及大面积的数据获取能力,对传统光学传感器起到了巨大的弥补和辅助作用,因此能承担高科技军事战争中及时、准确地获取战场军事行动信息的重大任务。目前,基于 SAR 的自动目标识别(ATR)已经成为世界各国争相研究的热点问题。以往的研究工

基金项目:国家自然科学基金项目(60502019)

收稿日期:2007-06-19;改回日期:2007-08-14

第一作者简介:成 功(1977 ~),男,北京航空航天大学电子信息工程学院博士研究生。主要研究方向为 SAR 图像处理与目标识别。

E-mail: chgdr@sina.com.cn

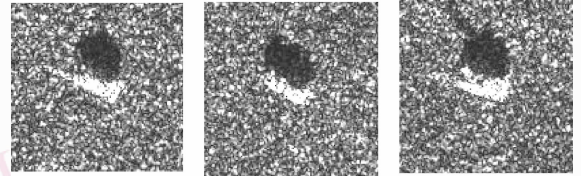
作是将 SAR ATR 分为检测、鉴别和分类 3 个阶段^[1],本文正是对其中最重要和最困难的分类阶段进行深入地研究和探讨。

支持向量机(SVM)是由 Vapnik 领导的 AT&T 贝尔实验室研究小组于 20 世纪 90 年代中期开发的一种新颖、有效的通用分类学习机,由于其具有非常优异的性能,因此已经在诸多目标识别领域得到了成功应用^[2-3]。近年来,一些学者已经开始利用 SVM 对 SAR 军事目标进行分类。总体说来,研究还不够全面,尤其在目标特征提取方面还需加强。文献[4]直接以 SAR 军事目标图像空间域的幅度系数作为特征,但对于一幅 128×128 pixels 的图像,特征将达到上万维,这样大的数据量势必会增加 SVM 的计算量,从而导致识别效率降低。为了缩短计算时间,提高识别效率,文献[5]先对图像进行了离散傅里叶变换,然后根据变换的对称性,只提取频率域中一半的傅里叶系数作为特征,从而使特征数据量减少。文献[6]通过一个 2×2 或 4×4 大小的窗口对图像进行平滑处理,将提取的窗口内的像素平均值作为特征,以进一步降低特征的数据量。这种特征提取方法的缺点是降低了图像的分辨率,但是从最终识别结果来看,识别概率却没有显著降低,这也体现了用 SVM 对 SAR 军事目标进行分类的优势。理论上讲,文献[6]采用的特征提取方法实际上是一个对原图像进行低通滤波处理后的下采样过程,而这恰好可以利用小波分解实现。本文利用离散小波分解来提取特征,并分析了不同小波基下的低通近似系数和水平、垂直及对角 3 个方向上的高通细节系数的特点。通过实测数据的验证结果表明,用 SAR 军事目标图像多级小波分解的近似系数作为特征,并用 SVM 进行分类,不仅减少了特征的数据量,提高了识别效率,而且仍然可以取得较高的识别性能。

2 MSTAR SAR 目标图像简介

本文所用的 MSTAR(moving and stationary target acquisition and recognition) SAR 图像是由美国国防高级研究计划署和空军研究室提供的,包括 3 类 7 种型号的目标,其中 BMP2 装甲车共有以下 3 种型号:sn-C21、sn-9563、sn-9566;BTR70 装甲车型号为 sn-C71;T72 主战坦克共有以下 3 种型号:sn-132、sn-812、sn-S7。型号代表了目标的配置情况,同类

不同型号的目标可称为变形目标,变形主要是指目标的配置有差异,如同类坦克上有机枪、油箱,以及天线是否展开等;同类装甲车上有无炮筒、挡泥板和聚光灯等^[7]。图 1 示出了 3 类目标的 SAR 图像,其成像条件见表 1^[8]。



(a) BMP2装甲车 (b) BTR70 装甲车 (c) T72主战坦克

图 1 3 类目标的 SAR 图像

Fig. 1 SAR images of three targets

表 1 MSTAR 图像的成像条件信息

Tab. 1 Information of MSTAR imaging conditions

成像条件	信息	成像条件	信息
传感器	STARLOS 雷达	斜视角	90°
成像模式	聚束式	俯仰角	17° 和 15°
频率波段	X	方位	$1^\circ \sim 360^\circ$
频率	9.6 GHz	图像尺寸	128×128 pixels
极化	HH	分辨率	$0.3 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$

由图 1 可见,SAR 军事目标图像中仅包含目标(亮点区域)、阴影(暗点区域)和背景(包围目标和背景的区域)3 个区域。尽管 SAR 图像分辨率已达 $0.3 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$,然而由于目标在 SAR 图像中仅仅是一个近似矩形的亮斑,各种细节特征均不能明显显示,因此人眼无法区分。SAR 图像的这种显示特性决定了 ATR 的分类阶段具有相当大的难度,必须从图像中提取出有效特征,才能利用计算机判别目标所属的类别。

3 小波分解提取特征

众所周知,离散小波分解提取 MSTAR SAR 图像的特征是一种空频域特征提取方法。假设 $\varphi(x, y)$ 表示 2 维尺度函数, $\psi^H(x, y)$ 、 $\psi^V(x, y)$ 、 $\psi^D(x, y)$ 表示水平方向、垂直方向和对角线方向的 2 维小波函数,它们都具有以下多分辨性质:

$$\varphi_{j,m,n}(x, y) = 2^{j/2} \varphi(2^j x - m, 2^j y - n) \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \psi_{j,m,n}^{(i)}(x, y) &= 2^{j/2} \psi^{(i)}(2^j x - m, 2^j y - n) \quad i \\ &= \{H, V, D\} \quad (2) \end{aligned}$$

则 $M \times N$ 大小的图像 $f(x, y)$ 的 2 维离散小波分解为

$$W_\varphi(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \varphi_{j, m, n}(x, y) \quad (3)$$

$$W_\psi^{(i)}(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \psi_{j, m, n}^{(i)}(x, y) \quad i = \{H, V, D\} \quad (4)$$

式中, W_φ 表示低通近似系数, 也称为尺度系数; $W_\psi^H, W_\psi^V, W_\psi^D$ 表示水平、垂直和对角方向的高通细节系数, 也称为小波系数, j 表示分辨尺度。2 维离散小波分解可以用数字滤波器和以 2 为因子的下采样来实现 (如图 2 所示)。

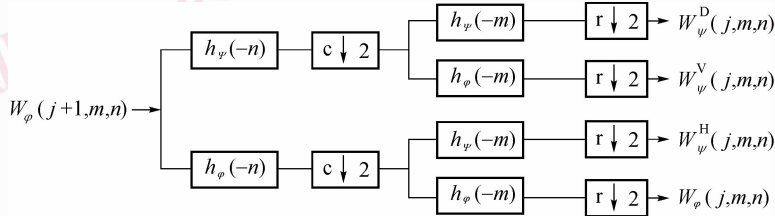


图 2 2 维小波变换快速分解算法

Fig. 2 Fast analysis algorithm of two dimension wavelet transformation

图 2 中 h_ψ 表示高通滤波器, h_φ 表示低通滤波器, $c \downarrow 2$ 表示以 2 为因子的列下采样, $r \downarrow 2$ 表示以 2 为因子的行下采样。整个小波分解过程不仅具有下采样功能, 而且在下采样之前图像要先经过高通或低通滤波器处理 (不同小波基构造的滤波器不尽相同)。如果将小波分解生成的 4 种不同系数作为特征数据集, 则特征的数据量应比分解前的图像数据量减少 4 倍左右, 因此采用小波分解提取特征的数据量会减少, 只是图像的分辨率也会随之降低。

为了提高识别鲁棒性, 本文将特征数据进行了归一化处理。假设 W 表示特征数据集, $\| \cdot \|_2$ 表示 l_2 范数, 则归一化的特征数据集为

$$W_{\text{Normalized}} = \frac{W}{\| W \|_2} \quad (5)$$

4 SVM 对 MSTAR 目标进行分类识别

SVM 是基于统计学习理论框架开发的一种机器学习和分类识别方法, 它较好地实现了结构风险最小化原则。最大分类间隔和核函数思想是 SVM 的两个最为重要的技巧, 下面阐述其分类思想^[9-10]。

SVM 是从线性可分情况下的最优超平面发展而来的, 其可用图 3 的 2 维情况加以说明。图中实心点和空心点分别代表两类样本, H 为分类线, H_1 和 H_2 分别为过两类中离分类线最近的点 (a, b) 的平行于分类线的直线, 它们之间的距离叫做分类间

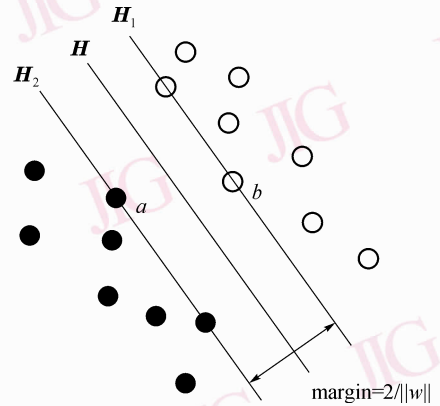


图 3 支持向量机的最优超平面

Fig. 3 Optimal hyperplane of SVM

隔 (margin)。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类样本正确分开 (训练错误率为 0), 而且使分类间隔最大。由于现实世界中的许多模式分类问题往往是非线性问题, 因此仅在线性空间无法将各类样本正确分离。这时可以先通过非线性变换将样本投影到某个高维特征空间, 然后在该空间中求得最优分类面, 而利用满足 Mercer 条件的核函数即可以实现非线性变换, 常用的核函数为多项式核函数 $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^k$ 和径向基核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-l \| x_i - x_j \|^2)$, \cdot 表示两个向量的内积。

假设 MSTAR 目标图像的训练样本特征数据集为 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 它对应的类别标号为 $\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, $y_j = \pm 1, N$ 为训练样本总数。 ϕ 为非线性变换, 则特征数据集在高维特征空间的映射为 $\{\phi(x_i)\}$,

$\phi(x_2), \dots, \phi(x_N)\}$, 为了表示方便, 可令 $\phi(x_j) = \phi_j$ 。高维特征空间的分类面为

$$w \cdot \phi(x) + b = 0 \quad (6)$$

式中, w, b 表示权值和阈值。若将方程归一化, 则分类间隔为 $\text{margin} = 2 / \|w\|$ 。令 margin 最大等价于

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 \text{ 最小, 则最优分类面可以表示为}$$

$$\min J(w) = \min \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 \right) \quad (7)$$

$$\text{st: } y_j [w \cdot \phi_j + b] - 1 \geq 0 \quad (8)$$

根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 定理, 对最优分类面的求解可以采用 Lagrange 优化方法将其转化为求解对偶问题, 即

$$\max Q(\alpha) = \max_{\alpha} \left\{ \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\phi_i \cdot \phi_j) \right\} \quad (9)$$

$$\text{st: } \sum_{j=1}^N y_j \alpha_j = 0, \quad 0 \leq \alpha_j \leq C \quad (10)$$

式中, α_j 为与每个样本对应的 Lagrange 乘子, C 为常数。式(9)和式(10)是不等式约束下的二次凸规划问题, 并存在唯一解。解中只有少部分 $\alpha_j^* \neq 0$, 与它们对应的样本 ϕ_j^* 就是高维特征空间的支持向量。此时

$$w^* = \sum_{j=1}^{N_{SV}} \alpha_j^* y_j^* \phi_j^* \quad (11)$$

$$b^* = y_j^* - w^* \cdot \phi_j^* \quad (12)$$

式中, y_j^* 为对应于 ϕ_j^* 的类别标号; w^*, b^* 为最优分类面的权值和阈值; N_{SV} 为支持向量的数目。对于测试样本 x , 可以通过下式来判断其类别:

$$\begin{aligned} g(x) &= \text{sgn}(w^* \cdot \phi(x) + b^*) \\ &= \text{sgn} \left\{ \sum_{j=1}^{N_{SV}} \alpha_j^* y_j^* (\phi_j^* \cdot \phi(x)) + b^* \right\} \end{aligned} \quad (13)$$

式中, sgn 为符号函数, 其取值为 ± 1 。因为非线性变换 ϕ 没有具体的表达形式, 故可以用满足 Mercer 条件的核函数代替高维特征空间两个向量的内积, 即用 $K(x_i, x_j) = \phi_i \cdot \phi_j$ 来求解。

以上阐述的 SVM 算法是对 2 类样本进行分类, 而本文的 MSTAR 目标为 3 类, 可以采用决策导向循环图 (DDAG) 对 SVM 进行多类分类扩展 (见图 4)。

图中包括 3 个中间节点和 3 个叶节点, 每个中间节点为 1 个 SVM, 并与下一层的 2 个中间节点或者叶节点相连。在训练阶段, DDAG 先在每两类样

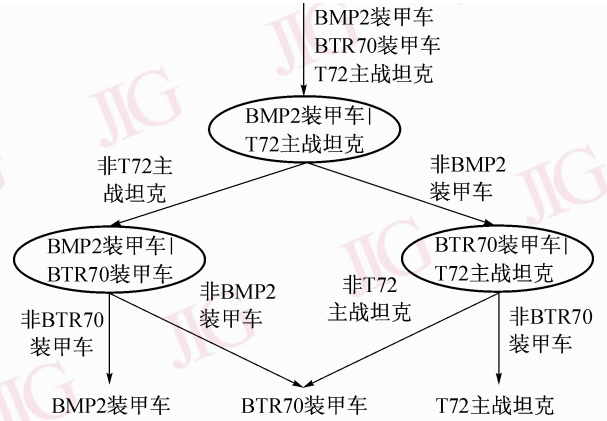


图 4 决策导向循环图

Fig. 4 Decision directed acyclic graph

本间生成 1 个 SVM, 因为有 3 类样本, 因此共生成 3 个 SVM。在分类阶段, 首先从顶部的根节点开始, 然后根据根节点的分类结果用下一层的左节点或者右节点继续分类, 直达到底层某个叶节点为止, 该叶节点表示的类别即为待分类样本的类别。

5 实验结果与分析

通过 3 个实验来检验 SVM 对 MSTAR 目标的识别能力。由于 SAR 图像具有方位敏感性, 即同一目标的散射特性对不同方位 ($1^\circ \sim 360^\circ$) 成像具有较大差别, 因此通常做法是先将 $1^\circ \sim 360^\circ$ 的图像划分到不同方位区间, 然后通过目标方位估计后再进行分类。该方法过程复杂, 不仅耗时较长、误差较大, 而且不能解决 180° 的方位模糊问题^[11]。为了避免以上缺点, 本文直接对 $1^\circ \sim 360^\circ$ 的图像进行训练和测试。

实验 1 检验不同小波基下, 由一级小波分解提取的 4 种系数特征对 MSTAR 目标的识别能力。实验条件为: 以俯仰角为 17° 的 BMP2sn-C21 装甲车、BTR70sn-C71 装甲车和 T72sn-132 主战坦克的图像为训练样本, 样本数分别为 233、233 和 232; 以俯仰角为 15° 的 BMP2sn-C21 装甲车、BTR70sn-C71 装甲车和 T72sn-132 主战坦克的目标图像为测试样本, 样本数分别均为 196。小波基选为 haar、db8、bior3.7。SVM 的核函数选为

$$K_1(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)$$

$$K_2(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^2$$

$$K_3(x_i, x_j) = \exp(-0.6 \|x_i - x_j\|^2)$$

表 2 列出了 3 类目标识别概率的平均值。

表2 一级小波分解4种系数特征的识别结果

Tab.2 Recognition results of four coefficients by first level wavelet analysis

小波基	识别率(%)				
	W_φ	W_ψ^H	W_ψ^V	W_ψ^D	
$K_1(x_i, x_j)$	haar	97.28	75.17	66.84	49.49
	db8	97.62	46.09	43.03	38.95
	bior3.7	96.09	48.81	42.52	35.20
$K_2(x_i, x_j)$	haar	97.96	80.44	74.49	53.91
	db8	98.13	52.21	50.51	43.54
	bior3.7	97.62	54.08	48.98	39.12
$K_3(x_i, x_j)$	haar	98.13	80.27	75.51	54.42
	db8	98.81	53.57	51.02	43.03
	bior3.7	97.79	55.10	49.83	39.29

由表2可见,在3种不同的小波基下,以小波分解的近似系数作为特征数据集的识别概率很高,而以3种细节系数作为特征数据集的识别概率相对较低。其主要原因是近似系数携带了目标的大部分能量,它是用于MSTAR目标识别的本质特征,而细节系数携带的信息则是目标的细节成份和SAR图像的乘性斑点噪声,由于经小波分解后噪声被放大,对细节信息起到了极大的干扰,因此细节系数不适于作为目标特征用于识别。另外,实验没有划分方位区间,而是直接对360°方位的所有图像进行训练和测试,近似系数特征的识别概率仍达到96%以上,这证明了SVM能够克服SAR图像的方位敏感性,从而省去了通常方法中估计目标方位的繁琐过程。

实验2 用于检验多级小波分解的近似系数特征对MSTAR目标的识别能力。实验条件与实验1相同,并将近似系数的识别结果与幅度系数(amplitude)和傅里叶(Fourier)系数的识别结果相比较。表3列出了3类目标识别概率的平均值。

由表3可见,前3级小波分解近似系数特征的识别概率均达到92%以上,与幅度系数特征和傅里叶系数特征的识别概率相当,但是该特征的数据量却大量减少了(以3级小波分解提取的近似系数特征为例,其数据量最多较幅度系数特征减少了64倍),从而达到了提高识别效率的目的。另外,前3级小波分解提取的近似系数特征,其图像分辨率较原图像低,而其识别概率仍然较高,可以预见采用

SVM对SAR回波能量进行分类时,虽然图像分辨率并不要求太高,但如果分辨率太低(4级小波分解后),即如果图像中的SAR回波能量信息太少,那么在某些小波基下的识别概率也并不理想(如db1小波基)。因此建议小波分解提取的小波近似系数特征最好为3级。

表3 多级小波分解近似系数特征的识别结果

Tab.3 Recognition results of approximation coefficients by multi-level wavelet analysis

核函数分解级	识别率(%)				
	haar	db8	bior3.7	Fourier	amplitude
$K_1(x_i, x_j)$	1	97.28	97.62	96.09	
	2	97.45	97.45	93.88	92.86
	3	92.52	92.52	93.03	
	4	77.72	76.02	85.71	
$K_2(x_i, x_j)$	1	97.96	98.13	97.62	
	2	98.98	98.30	97.28	94.90
	3	93.37	95.75	95.75	
	4	81.46	87.93	88.10	
$K_3(x_i, x_j)$	1	98.13	98.81	97.79	
	2	98.98	98.64	97.96	94.39
	3	96.43	95.24	96.77	
	4	79.93	86.40	86.74	

实验3 由于目标配置变化使得SAR图像中目标的散射特性发生了变化,因此导致了目标变形。当今对变形目标的识别仍是一个难点,本实验用于检验算法对变形目标进行识别的鲁棒性,如果仍然能获得较为理想的识别概率,那么就表明它是有效和鲁棒的。实验条件为以俯仰角为17°的BMP2sn-C21装甲车、BTR70sn-C71装甲车和T72sn-132主战坦克的图像为训练样本,样本数分别为233、233和232;以俯仰角为15°的BMP2sn-9563装甲车、BMP2sn-9566装甲车、T72sn-812主战坦克和T72sn-S7主战坦克的图像为测试样本,样本数分别为195、196、195和191。小波基选为haar,db8和bior3.7。特征为3级小波分解的近似系数。SVM的核函数选为多项式核函数 $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^k$ 和径向基核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-l \|x_i - x_j\|^2)$ 。表4列出了目标识别概率的平均值。

由表4可见,虽然变形目标的识别概率比实验1和实验2中同配置目标的识别概率低,但是最高识别概率仍达到90%以上,这表明算法对变形目标的识别性能具有较强的鲁棒性。

表 4 变形目标的识别结果

Tab. 4 Recognition results of targets with different configuration

小波基	识别率(%)									
	参数 k					参数 l				
	1	2	3	4	5	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
haar	87.06	90.01	89.50	90.14	90.90	86.81	88.85	91.65	90.26	91.54
db8	85.52	87.31	86.15	87.30	87.68	83.86	86.55	87.43	87.31	88.21
bior3.7	82.71	85.90	86.16	86.68	87.70	83.48	86.03	86.80	86.80	87.19

6 结 论

本文的主要工作和结论如下:

(1) 提出了一种利用离散小波分解提取 MSTAR SAR 目标图像特征, 并利用 DDAG 扩展的多类 SVM 对目标进行分类的方法。由于小波分解的低通近似系数携带了大部分目标能量, 因此以它作为特征可以获得较高的识别概率, 而具有图像细节和噪声的细节系数则不适于作为特征。

(2) 利用小波分解提取特征, 虽然会使图像分辨率降低, 但是 SVM 对由前 3 级小波分解提取的近似系数特征进行分类仍然保持着较高的识别概率, 同时减少了算法的计算量, 从而提高了整个识别过程的效率。这表明 SVM 适于对分辨率比较低的 SAR 目标图像进行分类。

(3) 算法不仅对同配置的目标具有较强的识别能力, 而且对变形目标也具有较强的识别能力, 这表明算法可以解决目标配置变化带来的识别困难。

(4) 实验即使不对 $1^\circ \sim 360^\circ$ 方位的 SAR 目标图像划分方位区间, 识别概率仍然很高, 这表明算法克服了 SAR 图像的方位敏感性, 这样就可以省去复杂的目标方位角的估计过程。

参考文献 (References)

1 Novak L M, Halversen S D, Owirka G J, *et al.* Effects of polarization and resolution on SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, **33**(1): 102-115.

2 Campbell W M, Sturim D E, Reynolds D A. Support vector machines using GMM supervectors for speaker verification [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, **13**(5): 308-311.

3 Ganapathiraju A, Hamaker J E, Picone J. Applications of support vector machines to speech recognition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, **52**(8): 2348-2355.

4 Zhao Q, Principe J C. Support vector machines for SAR automatic target recognition [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, **37**(2): 643-654.

5 Han Ping, Mei Xue-lan, Wu Ren-biao, *et al.* Efficient approach of improving SAR ATR performance [J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2003, **21**(3): 6-9, 13. [韩萍, 梅雪兰, 吴仁彪等. 一种提高 SAR 目标识别率的有效方法[J]. 中国民航学院学报, 2003, **21**(3): 6-9, 13.]

6 Schumacher R, Schiller J. Non-cooperative target identification of battlefield target classification results based on SAR images [J]. Proceedings of the IEEE, 2005, **93**: 167-172.

7 Douvillie P L. Measured and predicted synthetic aperture radar target comparison [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, **38**(1): 25-37.

8 Ross T, Worrell S, Velten V, *et al.* Standard SAR ATR evaluation experiments using the MSTAR public release data set [J]. Proceedings of SPIE, 1998, **3370**: 566-573.

9 Kijssirikul B, Ussivakul N. Multiclass support vector machines using adaptive directed acyclic graph [J]. Proceedings of the IEEE, 2002, **90**(1): 980-985.

10 Bian Zhao-qi, Zhang Xue-gong. Pattern Recognition [M]. (Second Edition). Beijing: Tsinghua University Press, 2000. [边肇祺, 张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.]

11 Voicu L I, Patton R, Myler H R. Multi-criterion vehicle pose estimation for SAR ATR [J]. Proceedings of SPIE, 1999, **3721**: 497-506.