

基于核相关滤波器的 SAR 车辆目标检测与识别

潘卓^{①②} 王宾辉^③ 高鑫^① 王岩飞^①

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院研究生院 北京 100039)

^③(北京师范大学数学科学学院 北京 100875)

摘要: 针对合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)目标检测与识别方法对目标方位角敏感的问题, 该文基于相关滤波器理论与核特征分析方法, 提出一种对 SAR 目标方位角具有较强鲁棒性的核相关滤波器。该滤波器使用特征向量降低了对训练图像的依赖性, 利用目标在非线性空间的高维特征提高了识别能力, 并利用核函数解决了高维矢量的内积计算问题。MSTAR 实测 SAR 图像数据的对比实验结果表明, 该文所提出的滤波器在低虚警概率下, 能够保持较高的检测概率, 并且对目标方位角失真具有较强的容忍性, 不需要存储目标模板和估计目标方位角, 就能够实现高准确率的目标检测与识别。

关键词: SAR 图像; 目标检测; 目标识别; 相关滤波器; 核函数

中图分类号: TP753

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)05-1148-05

Kernel Correlation Filter for Vehicle Detection and Recognition in SAR Images

Pan Zhuo^{①②} Wang Bin-hui^③ Gao Xin^① Wang Yan-fei^①

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

^③(School of Mathematical Sciences, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: SAR target detection and recognition is sensitive to target's azimuth. To solve the problem, based on correlation theory and kernel feature analysis, a kernel correlation filter which is strongly robust to target's azimuth distortion is proposed. The novel filter exploits eigenvectors to reduce the dependence of the training set and extends linear combination of eigenvectors nonlinearly to improve the classification. Moreover, to keep the computation tractable in high dimensional space, the kernel function is employed. Comparative tests using MSTAR database demonstrate the kernel correlation filter performs high detection probability with low false alarm probability and implements target detection and recognition accurately without templates and target poses estimation.

Key words: SAR image; Target detection; Target recognition; Correlation filter; Kernel function

1 引言

由于 SAR 图像解译系统的发展远滞后于信息源的发展, SAR 自动目标检测与识别成为国内外学者研究的焦点。同一个目标, 随着成像参数、方位角、遮挡、背景环境等配置条件的变化, SAR 图像具有明显的不同, SAR 自动目标识别具有很大的挑战性^[1]。基于传统模板匹配的目标识别方法对目标方位角敏感, 使得需要存储大量的目标模板才能获得较高的目标识别率^[2]。因此, 如何有效地提高算法对目标不同方位角的识别鲁棒性显得尤为重要。近年来, 基于线性相关滤波器的方法已应用于 SAR 目标检测与识别领域^[3-6], 此方法对 SAR 的相干斑噪声有一定的容忍性, 但是对同一目

标不同方位角的识别效果并不理想。为了降低目标方位角失真对其识别的影响, 本文将 EMINACE(Eigen-Minimum Noise and Average Correlation Energy)线性滤波器^[3]进行非线性扩展, 提出了一种对 SAR 目标方位角具有较强鲁棒性的核相关滤波器 KEMINACE(Kernel-EMINACE)。此滤波器既利用预处理训练图像相关阵的特征空间信息, 又使用目标在非线性空间的高维特征, 增强算法对目标不同方位角失真的容忍性。此外, 滤波器生成过程中的大量计算可以预先完成, 在进行目标识别时, 在线计算量很小, 保证了算法的效率。

2 相关滤波器原理介绍

本文所提及的滤波器是 SDF(Synthetic Discriminant Function)家族滤波器^[7], 此类滤波由训练图像频域特征的线

性加权组合而成,通过选取线性加权值,约束训练图像的相关输出峰值为某一预定值(通常为1)。其工作原理如图1所示,首先对训练图像进行二维离散傅里叶变换(Two Dimension Discrete Fourier Transform, 2D-DFT),根据不同的目标函数来设计滤波器,利用训练图像的频域特征生成代表此类目标的滤波器。测试图像与相关滤波器相关运算,根据输出结果来判断测试图像是否属于此类滤波器所代表的类别。

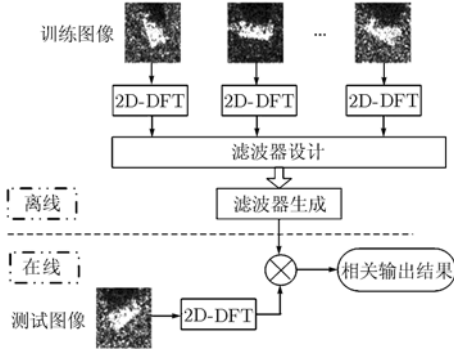


图1 相关滤波器工作原理框图

研究者对 SDF 滤波器进行了改进,先后提出了多种线性相关滤波器。其中, MACE^[8](Minimum Average Correlation Energy)与 MINACE^[9](Minimum Noise And Correlation Energy)相关滤波器是两种有约束条件的线性相关滤波器。这两种滤波器最优解可以表示为训练图像 2D-DFT 的线性加权组合(两种滤波器解的加权系数不同)。这就存在训练图像的选取问题,如果训练集中有降质图像,不能很好地表征此类图像的特征分布,就会导致滤波器分类性能下降。随着相关滤波器理论的发展,Shenoy 等人提出无约束条件的线性相关滤波器 EMINACE^[3]。EMINACE 滤波器并不关注训练图像的相关峰值是否为 1,而用所有训练图像相关峰值与预设值差值的方差来控制训练图像的相关峰值,EMINACE 滤波器的解可表示为白化预处理特征向量的线性组合,使用特征向量构成的滤波器,能够减少训练图像集中降质图像对滤波器的影响。

3 基于核的非线性相关滤波器

由上文的分析可知,将相关滤波器应用到 SAR 目标检测与识别时,主要遵从以下 3 个优化准则:(1)是否增强对杂波的排除能力;(2)是否提高不同类别目标之间的区分能力;(3)能否容忍目标失真、增强识别的鲁棒性。前面介绍的相关滤波器是预处理训练图像(特征向量)的线性组合,由模式识别理论可知,当数据线性可分时,线性分析方法会得到较好的效果。由于 SAR 不同方位角目标图像之间存在非线性失真,线性子空间的方法在 SAR 目标识别中并不能得到很好的效果,尤其当训练图像比较少时,效果更不理想。因此,

该文为了提高滤波器对 SAR 图像目标方位角的鲁棒性,将线性相关滤波器进行非线性扩展,在 EMINACE 滤波器的基础上,提出了基于核的非线性相关滤波器 KEMINACE。下面首先介绍核特征分析方法,然后详细说明 KEMINACE 滤波器的设计原理。

3.1 核特征分析方法

核特征分析方法的基本思想是:训练图像样本集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ (其中 $\mathbf{x}_i \in R^{d^2}$ 是一个列向量)在 R^{d^2} 空间中的模式分类比较困难时,利用非线性映射函数 Φ ,将 R^{d^2} 空间映射为易于分类的高维特征空间 F , F 空间中的样本记为 $\Phi(\mathbf{x}_i)$ 。经过非线性映射,可以提取原始数据的非线性特征,因此对非线性失真具有鲁棒性,但是高维 F 空间将增加计算的复杂度。此外,如何寻找非线性映射函数也是个问题。值得庆幸的是,由核函数理论可知,任何满足 Mercer 条件的核函数 $K(a, b)$ 都可以表示为高维空间的矢量点积形式^[10]:

$$K(a, b) = (\Phi(a) \cdot \Phi(b)) \quad (1)$$

这样如果高维空间的模式分类只与其空间中矢量的点积有关,则可以利用核函数来间接求得内积结果,从而巧妙地解决复杂计算问题,同时也避免了寻找非线性映射函数 Φ 。

目前满足 Mercer 条件的核函数种类很多^[11],常用的有多项式核和高斯(径向基)核。多项式核函数定义为

$$K(a, b) = ((a, b) + 1)^p \quad (2)$$

其中 p 为指数项。

高斯核函数定义为

$$K(a, b) = \exp\left(-\|a - b\|^2 / 2\sigma^2\right) \quad (3)$$

其中 σ^2 是高斯核宽度。

由高斯核函数的定义式可知,高斯核函数的值域(0,1)范围较小,不易区分不同目标之间的差别,所以本文采用了多项式核函数。

3.2 KEMINACE 滤波器的设计

为了便于介绍,先将符号的意义给予说明。假设训练图像样本数为 N ,每幅图像的大小为 $d \times d$ 。将每幅图像的 2D-DFT 按照字典顺序^[4](lexicographically)拉直成一个 d^2 维列向量,以每幅训练图像所对应的向量为列,构成 $d^2 \times N$ 维的训练图像矩阵 \mathbf{X} , \mathbf{u} 是全 1 N 维列向量,频率域相关滤波器 \mathbf{h} 是 d^2 维列向量,矩阵上标 H 表示共轭转置。

由文献[3]可知,EMINACE 线性相关滤波器的求解过程中涉及对病态矩阵求逆问题,但通过特征值分解理论可以得到滤波器解为^[3]

$$\mathbf{h}_{\text{EMINACE}} = \mathbf{T}^{-1/2} \left[\sum_{i=1}^{N_t} \frac{1}{N\lambda_i} \boldsymbol{\varphi}_i \boldsymbol{\varphi}_i^H \right] \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{X} \mathbf{u} \quad (4)$$

其中 \mathbf{T} 为高、低频能量折衷后的能量矩阵, λ_i 和 $\boldsymbol{\varphi}_i$ 分别为预处理矩阵 \mathbf{X}_p ($\mathbf{X}_p = \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{X}$) 的外积矩阵 $\mathbf{C} = \mathbf{X}_p \mathbf{X}_p^H$ 的

特征值和特征向量, N_e 是滤波器中所包含的特征向量的个数 ($N_e \leq N$).

将式(4)表示为矩阵的形式:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_{\text{EMINACE}} &= \mathbf{T}^{-1/2} \left[\sum_{i=1}^{N_e} \frac{1}{N\lambda_i} \boldsymbol{\varphi}_i \boldsymbol{\varphi}_i^H \right] \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{X} \mathbf{u} \\ &= \frac{1}{N} \mathbf{T}^{-1/2} \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{X} \mathbf{u} \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $\boldsymbol{\Psi} = \begin{pmatrix} \frac{\boldsymbol{\varphi}_1}{\sqrt{\lambda_1}}, \frac{\boldsymbol{\varphi}_2}{\sqrt{\lambda_2}}, \dots, \frac{\boldsymbol{\varphi}_{N_e}}{\sqrt{\lambda_{N_e}}} \end{pmatrix}^T$.

测试图像矩阵 \mathbf{Y} , 在原空间中与式(5)的相关输出为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} \cdot \mathbf{h}_{\text{EMINACE}} &= \frac{1}{N} \mathbf{Y}^T \mathbf{T}^{-1/2} \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{X} \mathbf{u} \\ &= \frac{1}{N} (\boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{Y}) \cdot (\boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{X}) \mathbf{u} \end{aligned} \quad (6)$$

通过映射函数 Φ 进行非线性扩展, 得到在 F 空间中的相关输出, 并使用核函数替代高维矢量的点积运算, 得到测试图像与 KEMINACE 滤波器的相关输出为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y} \cdot \mathbf{h}_{\text{KEMINACE}} &= \Phi(\mathbf{Y}) \cdot \Phi(\mathbf{h}_{\text{EMINACE}}) \\ &= \frac{1}{N} (\Phi(\boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{Y})) \cdot (\Phi(\boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{X})) \mathbf{u} \\ &= \frac{1}{N} K(\mathbf{Y}_{ep}, \mathbf{X}_{ep}) \mathbf{u} \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $\mathbf{Y}_{ep} = \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{Y}$, $\mathbf{X}_{ep} = \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{T}^{-1/2} \mathbf{X}$, 本文称之为特征白化预处理。

由 MACE, MINACE, EMINACE 滤波器的表达式可知, 这 3 种相关滤波器与训练图像的相关结果为 1 (当 $N_e \neq N$ 时, EMINACE 的相关结果不精确地等于 1), 而由式(7)可见, 训练图像与 KEMINACE 滤波器的相关结果不是 1。为了做对比实验, 我们将 KEMINACE 滤波器的相关输出进行归一化处理, 使得训练图像的相关结果为 1, 则将式(7)改写为

$$\mathbf{Y} \cdot \mathbf{h}_{\text{KEMINACE}} = \frac{1}{N} K(\mathbf{Y}_{ep}, \mathbf{X}_{ep}) K(\mathbf{X}_{ep}, \mathbf{X}_{ep})^{-1} \mathbf{u} \quad (8)$$

KEMINACE 中使用了部分特征值 ($N_e < N$), 虽然这样使得训练图像相关值的方差变大, 相当于对训练数据拟合得差些, 但是它会保留训练图像集的大部分数据信息, 减少训练图像集中降质图像对滤波器有影响, 降低滤波器对训练图像的依赖性, 同时利用了目标在非线性空间中的高维特征, 能够更好地容忍目标图像的非线性失真, 增强了滤波器的识别鲁棒性。

4 实验及其结果评估

4.1 实验数据介绍

实验使用美国 DARPA/AFRL 提供的实测 SAR 地面静止军用目标 MSTAR (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition) 数据^[12], 此数据是利用 X 波段、HH 极化方式、中心频率 9.6GHz, 0.3m×0.3m 高分辨率聚束 SAR 采集而得, 目标图像大小为 128×128。现有的识

别方法中, 通常情况下是选用 SAR 俯视角为 17° 的所有图像做训练^[4-6], 俯视角为 15° 的图像做测试, 相当于测试算法对不同俯仰角下目标识别能力。为了考察算法对不同方位角目标的识别能力, 保证训练图像与测试图像没有任何的距离像 (range profile) 信息, 本实验选取训练图像与测试图像方位角之间相差 3°[±], 训练图像方位角之间相差 6° (0°, 6°, ..., 360°), 测试图像方位角之间相差 6° (3°, 9°, ..., 357°), 使用这样的分组数据不仅能够考察算法对目标不同方位角的识别能力, 并且训练图像的样本数减少, 增加了检测与识别的难度。实验选用 SAR 俯视角为 17° 的 3 类目标 (7 个型号) 进行 3 组实验, 每组目标实验数据如表 1 所示, 每组中每类目标的训练图像和测试图像中各 60 幅。同时, 为了考察滤波器对 SAR 杂波图像的排除能力, 实验中选取 MSTAR 数据中 100 幅图像大小为 128×128 杂波切片图像。

表 1 3 组目标实验数据

实验组	1	2	3
实验	T72sn_132	T72sn_812	T72sn_S7
数据	BTR70sn_c71	BTR70sn_c71	BTR70sn_c71
	BMP2sn_c21	BMP2sn_9563	BMP2sn_9566

4.2 实验环境及参数

实验是在 PIV 3.0GHz CPU 计算机, 2GB 内存, Windows Server 2003 操作系统上, 采用 MATLAB7 编码完成。所有的训练图像、测试图像以及杂波图像都以中心点截取 64×64 大小的子图像。首先对每幅图像做对数变换, 然后再进行 2D-DFT, 将频域图像字典顺序排序后拉直为 4096 维的列向量。每组实验中, 60 幅训练图像构成训练图像矩阵 \mathbf{X} (4096×60), 60 幅测试图像构成测试图像矩阵 \mathbf{Y} (4096×60), 杂波图像不进行训练, 100 幅杂波切片图像构成杂波测试图像集矩阵 $\mathbf{Y}_{\text{clutter}}$ (4096×100)。MINACE, EMINACE 及 KEMINACE 3 种滤波器的平衡参数 $c = 0.1$, EMINACE 及 KEMINACE 滤波器中特征向量个数 $N_e = 50$, KEMINACE 滤波器中多项式指数 $p = 2$ 。

4.3 评估指标与实验结果

本实验中使用的评估指标是检测概率 P_d (目标测试图像的相关值大于阈值的概率), 虚警概率 P_{fa} (杂波图像相关值大于阈值的概率), 正确识别率 P_c (目标测试图像在本类别滤波器的相关输出为最大的概率)。

4.3.1 检测性能比较 将 MACE, MINACE, EMINACE 及 KEMINACE 4 种滤波器的检测性能进行对比实验, 使用

注: SAR 图像方位向分辨率 $\rho_a = D/2$, D 为实孔径天线尺寸, 天线波束角为 $\beta = \lambda/D$, λ 为中心频率对应的波长, 则得到 $\rho_a = \lambda/2\beta$, 当方位向分辨率为 0.3m, 中心频率为 9.6GHz 时, $\beta = 3.1 \times 10^{-2} / (2 \times 0.3) = 0.052 \text{rad} \approx 2.98^\circ$

ROC(Receiver Operating Characteristic)曲线表征每种滤波器对目标的检测以及对杂波的排除能力。3组实验得到的ROC曲线基本一致,本文只给出第1组实验数据的3幅ROC曲线,如图2所示。由每幅图中的4条ROC曲线可见,MACE,MINACE,EMINACE,KEMINACE滤波器检测性能依次提高。在虚警概率小于10%时,KEMINACE能够保持较高的检测概率。当虚警概率大于10%,后3种滤波器的检测率都达到了100%。通常在衡量算法的检测能力时,关注检测概率为90%时的虚警概率(P_{fa} at $P_d=90%$)以及虚警概率为10%时的检测概率(P_d at $P_{fa}=10%$)这两个操作点(operating points)。4种滤波器的两个操作点性能如表2所示,表中 P_d 为 P_{d at $P_{fa}=10%$, P_{fa} 为 P_{fa} at $P_d=90%$ 。从表2可见,在检测概率为90%的情况下,MACE滤波器的虚警概率在10%左右,而其他3种滤波器的虚警概率在8%以下;在虚警概率为10%的情况下,MACE滤波器的检测概率低于90%,而其他3种滤波器的检测概率基本达到100%。

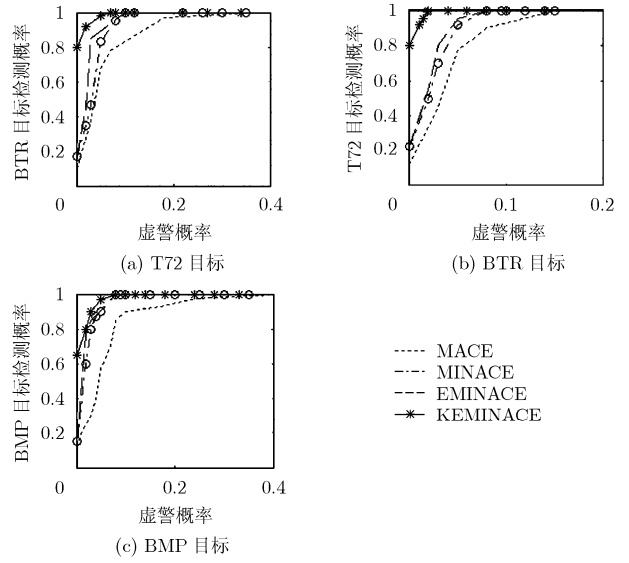


图2 ROC曲线

表2 4种滤波器的两个操作点性能(%)

	T72sn_132		BTR70sn_c71		BMP2sn_c21		T72sn_812		BMP2sn_9563		T72sn_S7		BMP2sn_9566	
	P_d	P_{fa}	P_d	P_{fa}	P_d	P_{fa}	P_d	P_{fa}	P_d	P_{fa}	P_d	P_{fa}	P_d	P_{fa}
MACE	90	8	80	17	90	10	87	12	92	7	90	8	78	13
MINACE	100	3	100	7	100	5	100	3	100	3	100	3	98	5
EMINACE	100	3	100	7	100	7	100	3	100	3	100	3	98	5
KEMINACE	100	2	100	0	100	5	100	3	100	2	100	2	100	7

4.3.2 识别性能比较 识别混淆矩阵(confusion matrix)是一种广泛用于衡量识别性能的指标,其基本形式是一个由行列构成的二维表格,对角线上单元格内的数据代表着算法对各类型目标的正确识别率,其他单元格中的数据是将目标错误分类的概率。分别利用MACE,MINACE,EMINACE和KEMINACE滤波器对3组实验数据进行分类,3组实验得到的识别混淆矩阵结果基本一致,本文只给出第1组实验结果,如表3~表6所示。

总结3组实验结果如下:同种滤波器对不同数据的测试数据的识别性能有所差别,3种目标中T72的识别率最低,BMP2的识别率略高于BTR70。而不同滤波器的识别性能有很大差别,MACE滤波器最差,对3类目标的正确识别率为53%~72%。由于本实验训练图像集中无降质图像,所

表3 MACE滤波器的识别混淆矩阵(%)

	T72	BTR70	BMP2
T72	55.0	15.0	30.0
BTR70	18.3	68.3	13.4
BMP2	26.7	18.3	55.0

表4 MINACE滤波器的识别混淆矩阵(%)

	T72	BTR70	BMP2
T72	66.7	11.7	21.6
BTR70	8.3	76.7	15.0
BMP2	15.0	6.7	78.3

表5 EMINACE滤波器的识别混淆矩阵(%)

	T72	BTR70	BMP2
T72	66.7	11.7	21.6
BTR70	8.3	76.7	15.0
BMP2	16.7	6.6	76.7

表6 KEMINACE滤波器的识别混淆矩阵(%)

	T72	BTR70	BMP2
T72	100	0	0
BTR70	0	98.3	1.7
BMP2	0	0	100

以 MINACE 及 EMINACE 滤波器的识别能力基本相同,对 3 类目标的正确识别率为 58%~88%。KEMINACE 滤波器的识别能力却有显著提高,对 3 类目标的正确识别率为 88%~100%。

5 结束语

本文提出了一种基于核的非线性相关滤波器 KEMINACE。由于此滤波器是利用预处理训练图像相关阵的特征空间信息,因此 KEMINACE 滤波器中包含了训练图像集合中所有方位角图像的信息,并不只是某个区间角度的信息。基于该滤波器的目标识别方法不需要进行方位角估计,每类目标只需要一个滤波器就能够对方位在 $0^\circ\sim 360^\circ$ 范围内的目标进行识别。实验结果表明 KEMINACE 滤波器不但对杂波具有较强的排除能力(虚警概率小于 10%时,检测概率为 60%~80%),而且增强了识别鲁棒性,对不同方位角目标的识别有了显著提高。

虽然实验结果证明了此方法的有效性,但是将此算法应用到自动识别系统中还有许多工作要做,如平衡参数与检测门限的自动选择问题,并且在实际的 SAR 自动目标识别系统中,存在大量的广义工作条件(Extended Operating Condition, EOC)^[1],因此还需要利用不同 EOC 图像数据来评估 KEMINACE 滤波器。

参 考 文 献

- [1] Ross T D, Bradley J J, and Hudson L J, *et al.*. SAR ATR –So what's the problem? – An MSTAR perspective. Proceedings of SPIE-Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery VI, Orlando, Florida, April 1999, 3721: 662-672.
- [2] Devore M D and O'Sullivan J A. Performance complexity study of several approaches to automatic target recognition from SAR images. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(2): 632-648
- [3] Shenoy R K. The design and use of unconstrained image filters and features for SAR detection and recognition. [Ph.D. dissertation], Carnegie Mellon University, 2001.
- [4] Singh R. Advanced correlation filter for multi-class synthetic aperture radar detection and classification. [M.S thesis], Carnegie Mellon University, 2002.
- [5] Casasent D and Patnaik R. Automated synthesis of distortion-invariant filters: AutoMinace. Proceedings of SPIE-Intelligent Robots and Computer Vision XXIV, 2006, Boston, USA, 6384: 638401.
- [6] Patnaik R and Casasent D. MSTAR object classification and confuser and clutter rejection using Minace Filters. Proceedings of SPIE-Automatic Target Recognition XVI, Orlando, Florida, April 2006, 6234: 62340S1.
- [7] Vijaya Kumar B V K. Tutorial survey of composite filter designs for optical correlators. *Applied Optics*, 1992, 31(23): 4773-4801.
- [8] Mahalanobis A, Vijaya Kumar B V K, and Casasent D. Minimum average correlation energy filter. *Applied Optics*, 1987, 26(17): 3633-3640.
- [9] Rsvichandran G and Casasent D. Minimum noise and correlation energy filter. *Applied Optics*, 1992, 31(11): 1823-1833.
- [10] Isaacs J C, Foo S Y, and Bases A M. Novel kernels and kernel PCA for patten recognitoin. Proceedings of the IEEE International sumposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, FL, USA, June, 2007: 438-443.
- [11] Vijaya Kumar B V K and Xie C Y. Correlation pattern recognition for face recognition. *Proc. IEEE*, 2006, 94(11): 1963-1975.
- [12] MSTAR Public Release Dataset, website: [https:// www.sdms.afrl.af.mil/datasets/mstar/](https://www.sdms.afrl.af.mil/datasets/mstar/)

潘 卓: 女, 1980 年生, 博士生, 研究方向为 SAR 图像解译与目标识别。

王宾辉: 男, 1982 年生, 硕士生, 研究方向为应用统计、图像解译。

高 鑫: 男, 1966 年生, 博士后, 研究员, 研究方向为遥感图像处理、优化计算、并行处理。

王岩飞: 男, 1963 年生, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为数字信号处理和微波成像技术。