

## 全极化雷达的多任务压缩感知目标识别方法\*

翟庆林<sup>1</sup>, 刘盛启<sup>2</sup>, 胡杰民<sup>1</sup>, 占荣辉<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 中国人民解放军 31011 部队, 北京 100091)

**摘要:**为有效利用全极化雷达高分辨距离像(High Resolution Range Profile, HRRP)的丰富特征信息和全极化样本中各单极化 HRRP 均对应于相同目标姿态的特性,提出一种基于多任务压缩感知的全极化雷达目标识别方法。该方法约束在不同极化字典中选择来自相同角域的字典原子对相应极化方式下的 HRRP 进行表示,可以有效利用不同极化 HRRP 之间的相关信息提高目标识别性能。基于电磁散射数据对所提出的方法进行了测试,实验结果证明了方法的有效性。

**关键词:**雷达目标识别;全极化高分辨距离像;多任务压缩感知

**中图分类号:**TN919 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2017)03-144-07

## Full-polarization radar target recognition of multitask compressive sensing

ZHAI Qinglin<sup>1</sup>, LIU Shengqi<sup>2</sup>, HU Jiemin<sup>1</sup>, ZHAN Ronghui<sup>1</sup>

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
2. The PLA Unit 31011, Beijing 100091, China)

**Abstract:** To efficiently utilize the information which can be extracted for target recognition and the character that different polarization channels characterize the same structure signature of a target using different polarization modes to boost recognition performance, a method for full-polarization HRRP recognition based on multitask compressive sensing was proposed. Each single-polarization HRRP was represented by the atoms adaptively selected from its associated dictionary, and the atoms derived from different dictionaries corresponded to the same index set. Compared with the conventional methods, the proposed method has the significant advantage of exploiting the correlation among single-polarization HRRPs to enhance recognition performance. Experiments were carried out on simulated data, and the results demonstrate the efficiency of the proposed method.

**Key words:** radar target recognition; full-polarization HRRP; multitask compressive sensing

宽带全极化雷达综合了高分辨技术和全极化测量的优点,为目标识别提供了更为丰富的特征信息。文献[1]指出,极化与高分辨技术的结合大概是最有希望解决目标识别问题的研究方向;如何有效地利用宽带多极化信息也成了雷达目标识别领域的研究热点<sup>[2-9]</sup>。高分辨信息与极化信息相结合在雷达目标识别领域的应用主要有两条途径:一是基于宽带雷达目标回波极化特征的识别,例如基于极化散射矩阵(Polarization Scattering Matrix, PSM)的识别方法<sup>[2-3]</sup>和基于目标分解(Target Decomposition, TD)的识别方法<sup>[4]</sup>;二是将极化测量与高分辨成像相结合的识别方法,例如基于极化高分辨距离像(High Resolution Range Profile, HRRP)的识别<sup>[5-6]</sup>以及基于极化合成孔

径雷达/逆合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar/Inverse SAR, SAR/ISAR)图像的识别<sup>[2,7-8]</sup>等。

本文主要关注基于全极化 HRRP 的目标识别问题。多极化 HRRP 目标识别主要基于数据融合的方式进行,包括特征层以及决策层的融合方法。特征层融合方法将 HRRP 与极化信息按照某种规则结合起来,再构造相应的分类器进行目标类型判决。决策层融合方法首先对各极化 HRRP 独立进行识别,再选择适当的算法融合多分类器输出获得最终的目标类型判定<sup>[7,9-10]</sup>。决策层融合方法在识别过程中没有考虑不同极化 HRRP 之间的相互关系,显然无法获得最优的目标识别性能。

\* 收稿日期:2016-05-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61471370,61401479)

作者简介:翟庆林(1980—),男,山东烟台人,副教授,博士,E-mail:qinglinzhai@139.com

宽带全极化雷达可以同时获得目标的全极化 HRRP,在成像瞬间目标姿态近似不变,目标散射结构也保持不变。故不同极化 HRRP 描述的是,相同的目标散射结构、各极化分量间应具有一定的相关性。由同一姿态角下目标归一化的多极化 HRRP 可以看出(如图 1 所示),不同极化(HH/HV/VH/VV,其中 H 表示水平极化,V 表示垂直极化)HRRP 同一距离单元的回波幅度存在明显的差异,但其散射中心位置分布基本一致,说明不同极化 HRRP 间确实存在一定的相关性。因此,本文提出了一种基于多任务压缩感知的全极化 HRRP 目标识别方法。

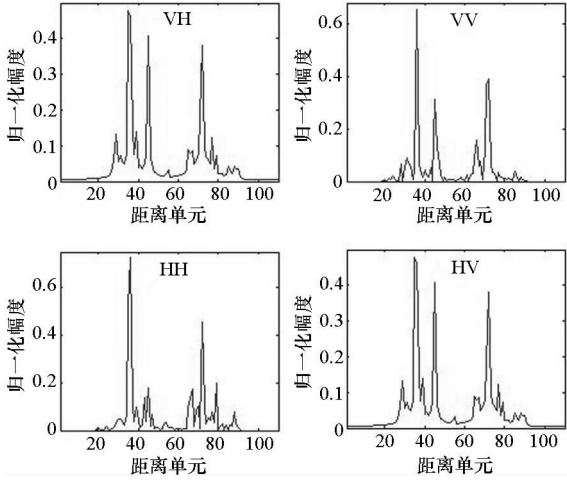


图 1 全极化 HRRP 示意

Fig. 1 Illustration of full-polarization HRRP

## 1 多任务压缩感知

多任务压缩感知 (MultiTask Compressive Sensing, MTCS)<sup>[11]</sup> 针对具有相关性的多个压缩观测向量的重构问题,从贝叶斯分析的角度出发求解稀疏系数的最大后验概率估计。MTCS 将机器学习领域的多任务学习方法引入稀疏系数重构过程,通过多任务间共享信息建立多任务之间的联系,可以有效利用多观测间的统计相关性进行信号重构。

假设  $L$  个统计相关的观测向量  $\{y_i | i = 1, \dots, L\}$  可表示为:

$$y_i = A_i x_i + n_i \quad (1)$$

式中,  $A_i \in \mathbf{R}^{N_i \times N}$  ( $N_i < N$ ) 为第  $i$  个传感矩阵,  $x_i \in \mathbf{R}^N$  为  $K_i$  阶稀疏信号(即  $x_i$  中仅有  $K_i$  个元素非零),  $n_i$  为零均值、精度  $\xi_0$  (方差的倒数)未知的独立同分布高斯变量。

$y_i$  的似然函数可以表示为:

$$p(y_i | x_i, \xi_0) = (2\pi/\xi_0)^{-N_i/2} \exp\left(-\frac{\xi_0}{2} \|y_i - A_i x_i\|_2^2\right) \quad (2)$$

MTCS 假设参数  $\{x_i | i = 1, \dots, L\}$  均服从相同的先验分布,从而建立起多任务间的统计相关性联系。MTCS 假定  $x_i$  的先验分布为:

$$p(x_i | \xi) = \prod_{j=1}^N N(x_{i,j} | 0, \xi_j^{-1}) \quad (3)$$

式中,  $x_{i,j}$  表示  $x_i$  的第  $j$  个元素,  $\xi_j$  为高斯分布的精度。参数  $\xi = [\xi_1, \dots, \xi_N]^T$  在多任务间是固定的,由  $L$  个观测共同求解获得。

$\xi$  及  $\xi_0$  均采用 Gamma 先验:

$$p(\xi_0 | a, b) = Ga(\xi_0 | a, b) \quad (4)$$

$$p(\xi | c, d) = \prod_{j=1}^N Ga(\xi_j | c, d) \quad (5)$$

当  $\xi$  已知时,  $x_i$  的后验概率密度函数为:

$$\begin{aligned} p(x_i | y_i, \xi) &= \int p(x_i | y_i, \xi, \xi_0) p(\xi_0 | a, b) d\xi_0 \\ &= [1 + (x_i - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_i - \mu_i) / 2b]^{-(a+N/2)} \cdot \\ &\quad \frac{\Gamma(a + N/2)}{\Gamma(a) (2\pi b)^{N/2} |\Sigma_i^{-1}|^{1/2}} \end{aligned} \quad (6)$$

均值和协方差矩阵分别为

$$\mu_i = \sum_i A_i^T y_i \quad (7)$$

$$\Sigma_i = (A_i^T A_i + \mathbf{A})^{-1} \quad (8)$$

其中  $\mathbf{A} = \text{diag}(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$ 。

$\xi$  可通过最大化式(9)进行估计:

$$\begin{aligned} L(\xi) &= \sum_{i=1}^L \lg p(y_i | \xi) \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^L (N_i + 2a) \lg(y_i^T B_i^{-1} y_i + b) - \\ &\quad \frac{1}{4} \sum_{i=1}^L \lg |B_i| + \text{const} \end{aligned} \quad (9)$$

式中,  $B_i = \mathbf{I} + A_i \mathbf{A}^{-1} A_i^T$ 。

考虑到  $\xi_j$  与  $L(\xi)$  的依赖关系,可将  $B_i$  分解为  $B_i = B_{i,-j} + \xi_j^{-1} A_{i,j} A_{i,j}^T$ , 其中  $B_{i,-j} = \mathbf{I} + \sum_{k \neq j} \xi_k^{-1} A_{i,k} A_{i,k}^T$ 。则  $L(\xi)$  可表示为:

$$\begin{aligned} L(\xi) &= L(\xi_{-j}) - \frac{1}{2} \lg(1 + s_{i,j}/\xi_j) - \\ &\quad \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L (N_i + 2a) \lg\left(1 - \frac{q_{i,j}^2/g_{i,j}}{\xi_j + s_{i,j}}\right) \end{aligned} \quad (10)$$

式中,  $\xi_{-j}$  表示去除  $\xi$  中第  $j$  个元素后余下的向量, 并且:

$$\begin{cases} s_{i,j} = A_{i,j}^T B_{i,-j}^{-1} A_{i,j} \\ q_{i,j} = A_{i,j}^T B_{i,-j}^{-1} y_i \\ g_{i,j} = y_i^T B_{i,-j}^{-1} y_i + 2b \end{cases} \quad (11)$$

对  $L(\xi)$  求  $\xi_j$  的偏导数并令其值为零。一般

情况下有  $\xi_j \ll s_{i,j}$ , 则  $\xi_j$  可近似表示为:

$$\xi_j \approx \begin{cases} \frac{L}{E_j}, & E_j > 0 \\ \infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $E_j = \sum_{i=1}^L \frac{(N_i + 2a)q_{i,j}^2/g_{i,j} - s_{i,j}}{s_{i,j}(s_{i,j} - q_{i,j}^2/g_{i,j})}$ .

通过式(12)可以控制  $A_{i,j}$  是否用于测试向量的稀疏表示。为避免矩阵求逆运算,  $s_{i,j}, q_{i,j}, g_{i,j}$  可通过式(13)计算:

$$\begin{cases} s_{i,j} = \frac{\xi_j S_{i,j}}{\xi_j - S_{i,j}} \\ q_{i,j} = \frac{\xi_j Q_{i,j}}{\xi_j - Q_{i,j}} \\ g_{i,j} = G_i + \frac{Q_{i,j}^2}{\xi_j - S_{i,j}} \end{cases} \quad (13)$$

其中  $S_{i,j}, Q_{i,j}$  及  $G_i$  定义为:

$$\begin{cases} S_{i,j} = A_{i,j}^T A_{i,j} - A_i^T A_i \Sigma_i A_i^T A_{i,j} \\ Q_{i,j} = A_{i,j}^T y_i - A_i^T A_i \Sigma_i A_i^T y_i \\ G_i = y_i^T y_i - y_i^T A_i \Sigma_i A_i^T y_i + 2b \end{cases} \quad (14)$$

这里  $A_i$  和  $\Sigma_i$  仅包括当前活动的基向量。

注意到  $\xi$  是  $\mu_i$  和  $\Sigma_i$  的函数, 而  $\mu_i$  和  $\Sigma_i$  又是  $\xi$  的函数, 因此可以利用迭代算法在式(7)、式(8)、式(12)之间进行迭代求解。满足收敛条件后, 即可利用式(7)估计稀疏系数。

## 2 MTCS 的全极化 HRRP 目标识别

利用宽带全极化雷达进行一维成像, 可以获得目标 4 种极化组合方式下的 HRRP。设  $P$  表示发送电磁波极化方式,  $Q$  表示接收电磁波极化方式, 则全极化 HRRP 可表示为:

$$\{y^{PQ} | P, Q = H, V\} \quad (15)$$

假设训练阶段模板库中存在  $C$  类目标, 第  $c$  ( $c = 1, \dots, C$ ) 类目标在 PQ 极化方式下的训练样本集为  $A_c^{PQ}$ 。文献[12-13]指出, 当训练样本充足时, 测试样本可以用来自同一目标的训练样本进行线性表示:

$$y^{PQ} = A_c^{PQ} x_c^{PQ} \quad (16)$$

式中,  $y^{PQ}$  假设为来自第  $c$  类目标 PQ 极化方式下的 HRRP 测试样本,  $x_c^{PQ}$  为  $y^{PQ}$  在  $A_c^{PQ}$  上对应的线性表示系数。由于实际应用中测试样本的类别是未知的,  $y^{PQ}$  应该用训练集中所有目标类别的训练样本进行表示, 即:

$$y^{PQ} = A^{PQ} x^{PQ}, \quad P, Q = \{H, V\} \quad (17)$$

式中,  $A^{PQ} = [A_1^{PQ} \dots A_C^{PQ}]$  表示所有目标的训练样本集,  $x^{PQ}$  为  $y^{PQ}$  在字典  $A^{PQ}$  上对应的线性表示系数。理想情况下,  $x^{PQ}$  的非零值应全部对应于第  $c$

类目标的训练样本, 即  $x^{PQ} = [\mathbf{0}^T \dots (x_c^{PQ})^T \dots \mathbf{0}^T]^T$ 。

由全极化 HRRP 特性可知, 全极化样本中 4 个单极化分量均对应于相同的目标姿态, 并且不同极化分量间具有一定的相关性。为有效利用这两个方面的信息提高雷达目标识别性能, 引入 MTCS 求解式(17)的稀疏系数重构问题。为此, 首先需要构造满足要求的全极化字典。本文中, 过完备字典的构建基于训练数据进行, 字典构造方法如图 2 所示。为克服 HRRP 的姿态敏感性, 需要对全方位的训练数据进行分帧处理, 再对帧内训练样本进行特征提取构造相应极化方式下的过完备字典。

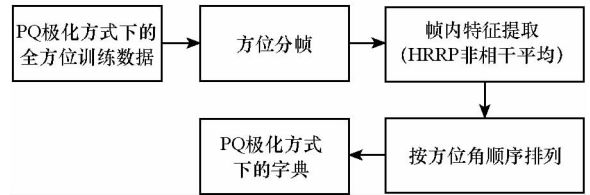


图 2 全极化字典构造方法

Fig. 2. Flowchart of dictionary construction

满足字典原子构造要求后, 利用 MTCS 方法可以在噪声环境下精确估计稀疏系数。获得稀疏系数的估计值后, 还需要设计相应的分类器将测试数据划分为特定的目标类别。本文利用总重构误差最小准则判决目标类别, 分类准则为:

$$\hat{c} = \underset{c \in \{1, \dots, C\}}{\operatorname{argmin}} \sum_P \sum_Q \|y^{PQ} - A^{PQ} \sigma_c(x^{PQ})\|_2^2 \quad (18)$$

式中,  $\sigma_c(x^{PQ})$  表示保留  $x^{PQ}$  中对应第  $c$  类训练样本的系数元素, 并将其他元素置零。

综上所述, 基于 MTCS 的全极化 HRRP 目标识别算法 (MTCS-FP) 如算法 1 所示。

### 算法 1 MTCS-FP 算法

#### Alg. 1 MTCS-FP algorithm

输入: 全极化 HRRP 测试样本  $\{y^{PQ}\}$ , 全极化字典  $\{A^{PQ}\}, P, Q \in \{H, V\}$ ;

输出: 测试样本所属的目标类别估计  $\hat{c}$ ;

1) 利用 MTCS 估计  $\{y^{PQ}\}$  在对应极化字典上的稀疏表示系数  $\{x^{PQ}\}$ ;

2) 重构全极化测试样本:  $\hat{y}_c^{PQ} = A^{PQ} \sigma_c(x^{PQ})$ ;

3) 计算重构误差:  $e_c = \sum_P \sum_Q \|y^{PQ} - \hat{y}_c^{PQ}\|_2$ ;

4) 估计测试样本所属类别:  $\hat{c} = \underset{c \in \{1, \dots, C\}}{\operatorname{argmin}} e_c$ 。

## 3 实验结果及分析

实验中将 MTCS-FP 算法与其他 4 种现有算

法进行了对比,包括相关匹配多数投票融合 (Matching Score Majority of Voting, MSMV) 方法<sup>[9]</sup>、稀疏表示分类 (Sparse Representation Classifier, SRC) 方法<sup>[12]</sup>、联合稀疏表示分类 (Joint Sparse Representation Classifier, JSRC) 方法<sup>[14]</sup>以及联合动态稀疏表示分类 (Joint Dynamic SRC, JDSRC) 方法<sup>[15]</sup>。

目标识别实验基于电磁仿真数据进行。目标特征库中含有4类地面目标,目标CAD模型如图3所示<sup>[16]</sup>。基于CAD模型,将表1所示的电磁参数输入电磁计算软件获得目标全方位角度下的电磁散射数据。电磁计算在不同的俯仰角下进行,27°俯仰角观测数据用于训练,30°用于测试。对目标同一观测角度下的频率采样数据通过IFFT合成距离像。为消除HRRP的姿态、平移以及强度敏感性的影响,需要对距离像进行相应的

预处理<sup>[17]</sup>。由于电磁仿真数据为类转台数据,不需要进行平移对准,实际应用中可以利用包络对齐技术消除HRRP的平移敏感性。为了松弛HRRP的姿态敏感性,按照散射中心不发生越距单元走动 (Migration Through Resolution Cell, MTRC)<sup>[18]</sup>的约束条件,训练阶段按3°方位间隔对全方位回波数据进行角域划分并取各角域内HRRP的相干平均作为训练模板,测试阶段取1°方位角范围内HRRP的非相干平均作为测试样本对各算法进行性能测试。为提供一个公平的比较,SRC,JSRC,JDSRC以及MTCS-FP方法均采用相同的特征字典。图3中CAD模型的右边为该模型对应目标在同一观测角度、HH极化方式下的归一化HRRP示意图。由图可以看出,各目标HRRP在形状、分布上存在差异,这些差异信息就构成了利用HRRP进行目标识别的物理基础。

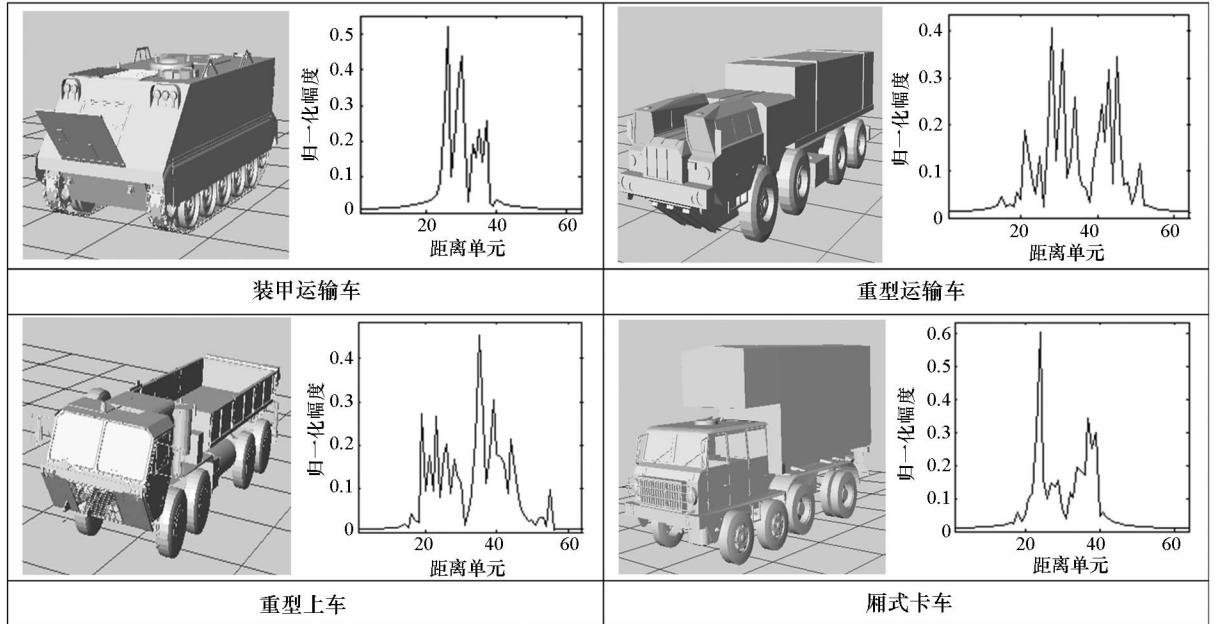


图3 地面目标模型及HRRP特征

Fig. 3 Simulated vehicle targets and HRRP characteristics

表1 电磁仿真参数

Tab. 1 Electromagnetic simulation parameters

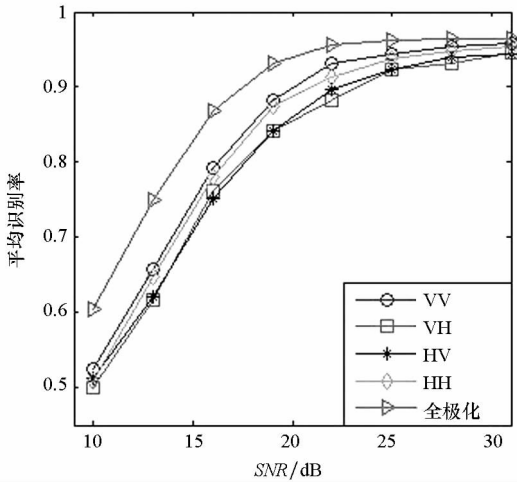
中心频率	带宽	频率采样点数	方位角	俯仰角	极化方式
10 GHz	500 MHz	128	0° ~ 360°, 0.1°间隔	27°, 30°	HH/HV/VH/VV

为测试算法在噪声条件下的识别性能,实验中在测试HRRP时加入零均值高斯白噪声对算法进行测试。信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 定义为:

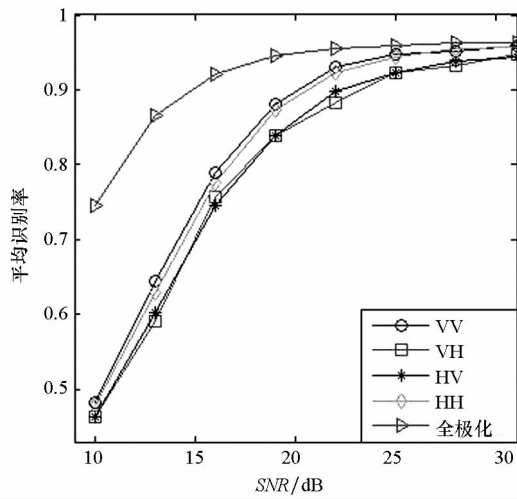
$$SNR = 10 \lg \left( \frac{\sum_{l=1}^L p_l}{L\sigma^2} \right) \quad (19)$$

式中, $\sigma^2$ 为高斯白噪声方差, $p_l$ 为HRRP第 $l$ 个距离单元功率, $L$ 为距离像长度。本文中噪声环境下的目标识别结果均由100次蒙特卡洛实验得出,后面不再一一说明。

实验中首先对比单极化与全极化HRRP的目标识别性能,验证利用多极化数据对提高目标识别性能的作用,实验结果如图4所示。由图4



(a) MSMV



(b) MTCS - FP

图 4 单极化 HRRP 识别结果与全极化 HRRP 识别结果对比

Fig. 4 Recognition results of single-polarization HRRPs and full-polarization HRRPs

可看出,利用全极化 HRRP 进行目标识别确实可以获得比单极化更好的目标识别性能。

接下来对不同算法的全极化 HRRP 目标识别性能进行比较。图 5 给出了各算法在不同噪声观测条件下的识别结果。从图中可以看出,MTCS - FP 在不同 SNR 条件下均具有最佳的目标识别性能。

下面对 MTCS 及 JSRC 的算法复杂度进行分析。MTCS 与 JSRC 的计算复杂度分别为  $o(LNm^2)$ 、 $o(NLN_i + 2NTLN_i)$ , 其中  $m$  为稀疏度,  $T$  为平均迭代次数。一般情况下有  $m \ll N_i$ , 故 MTCS 算法的计算效率通常要高于 JSRC 方法。为获得直观的比较,对两种方法完成 4 类目标分类(共 1440 个全极化测试样本)所消耗的总时间进行了对比(见表 2)。分类实验基于相同的计算

平台进行。由表 2 的分类时间对比可以看出,MTCS - FP 的计算效率优于 JSRC 方法。

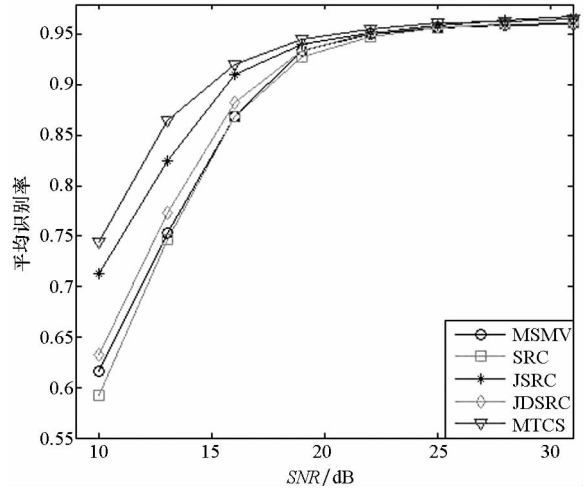


图 5 不同方法的全极化 HRRP 目标识别结果

Fig. 5 Recognition performance of HRRP using different algorithms

表 2 MTCS - FP 与 JSRC 耗时对比

Tab. 2 Runtimes of MTCS - FP and JSRC

	MTCS - FP	JSRC
耗时/s	24.27	115.59

为了对测试样本进行完全表示,不同极化方式下的特征字典均包含了该极化方式下目标全方位的特征信息,字典原子则对应了目标在不同姿态下的散射特性。JSRC 和 MTCS - FP 约束不同极化分量对应的稀疏系数在原子级具有相同的稀疏模式,也就是选取了目标相同姿态的字典原子对不同极化 HRRP 分量进行表示,从而可以有效利用全极化 HRRP 包含的先验信息用于识别。

最后,为直观说明 MTCS - FP 具有最佳识别性能的原因,比较了两组典型测试样本利用不同方法求解得到的稀疏系数及重构误差,如图 6 所示。稀疏系数子图的横坐标为字典原子序号,1 ~ 120,121 ~ 240,241 ~ 360,361 ~ 480 分别对应装甲运输车、重型运输车、重型卡车以及厢式卡车。为了便于说明,分别记为目标 1 ~ 4。重构误差子图的横坐标则分别对应这 4 类目标。图中的两组测试数据(记为 G1, G2)均来自第 1 类目标,每 1 行的子图为利用同一识别方法从两组测试数据求解得到的实验结果,1 ~ 4 行分别对应 SRC, JDSRC, JSRC 以及 MTCS - FP 方法。每 1 列的实验结果对应 1 组测试数据。图 6 中第 1 列的子图为 G1 的实验结果,由重构误差子图可以看出,4 种方法均在目标 1 上具有最小的重构误差,

MTCS - FP在正确的目标类别上重构误差最小。图 6 中第 2 列的子图对应从 G2 样本获得的实验结果。从图中可见, SRC, JDSRC 与 JSRC 方法均在目标 4 上具有最小的重构误差, 而这 3 种方法均产生了误判, 而 MTCS - FP 在目标 1 上重构误差最小, 说明 MTCS - FP 仍获得了正确的目标判决。通过对比这 4 种方法得到的稀疏系数可以找到产生这些差异的原因。SRC 得到的稀疏系数分布无明显规律, 非零元素杂乱分布; JDSRC 从

不同极化分量得到的稀疏系数在相同目标类别的训练集上具有相同的非零元素个数, 但类别内稀疏系数为非零值的位置并不相同; JSRC 与 MTCS - FP 方法得到的稀疏系数均在相同的位置取得非零值。MTCS - FP 可以同时利用全极化 HRRP 包含的 3 个层次的先验信息, 并且 MTCS - FP 得到稀疏系数的最大后验概率估计过程具有潜在的降噪效果, 因此 MTCS - FP 具有最优的目标识别性能。

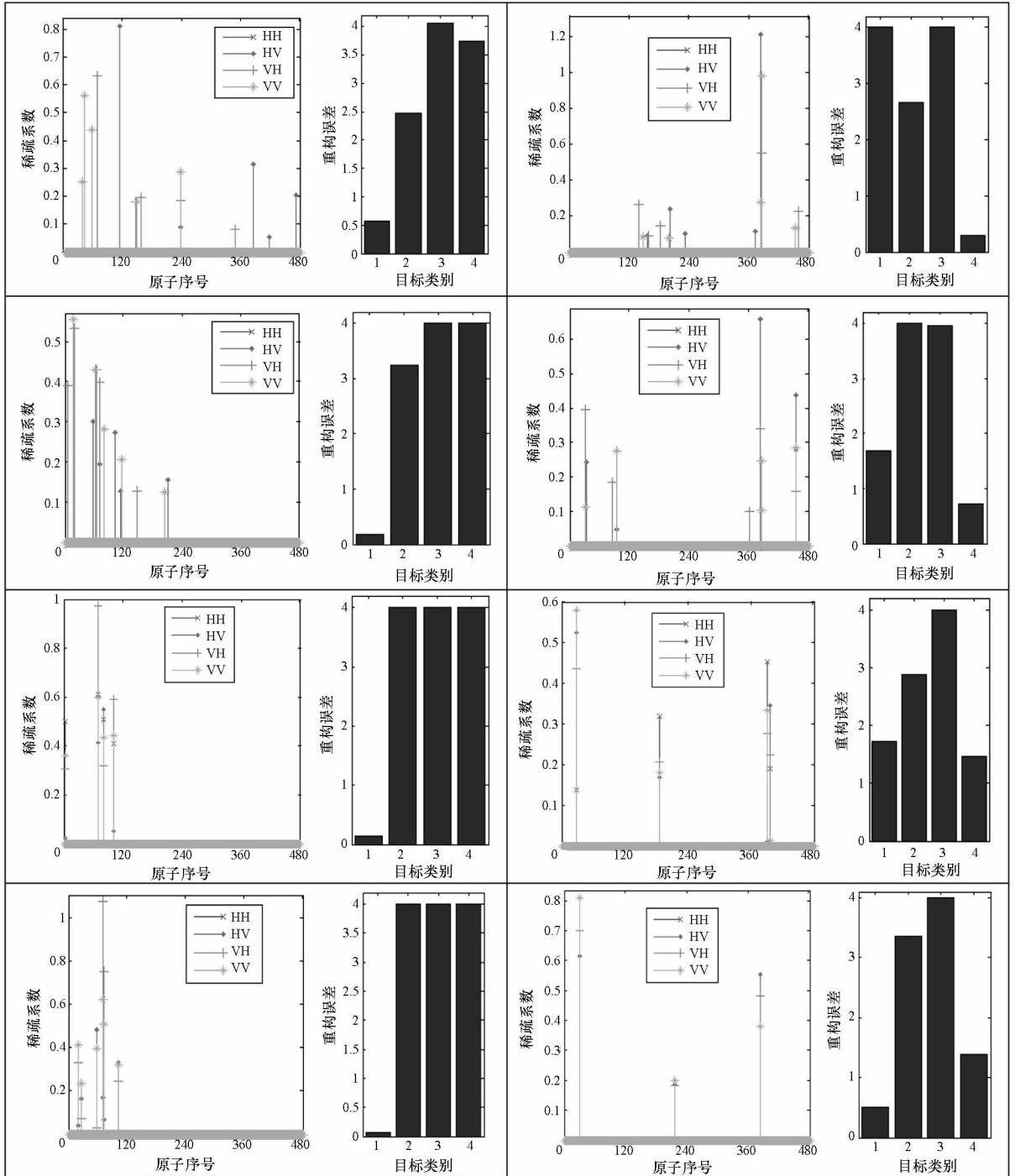


图 6 不同方法求解得到的稀疏系数及重构误差

Fig. 6 Sparse representation vectors and class-wise reconstruction errors under different algorithm

## 4 结论

本文针对全极化 HRRP 目标识别问题,提出了一种基于 MTCS 的全极化 HRRP 目标识别方法。该方法约束不同极化 HRRP 对应的稀疏系数在相同的稀疏模式下为非零值,可以充分利用各单极化 HRRP 对应目标相同姿态及 HRRP 间具有相关性的先验信息提高目标识别性能。实验结果表明,该方法可以提高雷达目标识别性能,并且在噪声环境下具有较好的鲁棒性。

## 参考文献 (References)

- [1] Eaves J L, Reedy E K. Principles of modern radar [M]. New York, US: Van Nostrand Reinhold, 1987.
- [2] Chen C T, Chen K S, Lee J S. The use of fully polarimetric information for the fuzzy neural classification of SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(9): 2089 - 2100.
- [3] Titin-Schnaider C. Characterization, recognition of bistatic polarimetric mechanisms [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(3): 1755 - 1774.
- [4] Sandrasegaram N, Liu C. Analysis of polarimetric techniques using high-resolution polarimetry data in an automatic target recognition context [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2011, 5(2): 163 - 171.
- [5] 何松华, 肖怀铁, 孙文峰, 等. 高距离分辨率极化雷达目标匹配识别研究 [J]. 电子学报, 1999, 27(3): 110 - 112.  
HE Songhua, XIAO Huaitie, SUN Wenfeng, et al. A study of high range resolution polarization radar target recognition by using matched correlators [J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(3): 110 - 112. (in Chinese)
- [6] 肖怀铁, 郭雷, 付强, 等. 宽带多极化雷达目标模糊匹配识别方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(5): 770 - 773.  
XIAO Huaitie, GUO Lei, FU Qiang, et al. Method of wideband polarization radar target recognition using fuzzy matched filters [J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(5): 770 - 773. (in Chinese)
- [7] Ma X S, Shen H F, Yang J, et al. Polarimetric-spatial classification of SAR images based on the fusion of multiple classifiers [J]. IEEE Journal of Selected Topic in Applied Earth Observation and Remote Sensing, 2014, 7(3): 961 - 971.
- [8] Paladini R, Martorella M, Berizzi F. Classification of man-made targets via invariant coherency-matrix eigenvector decomposition of polarimetric SAR/ISAR images [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(8): 3022 - 3034.
- [9] Li H J, Lane R Y. Utilization of multiple polarization data for aerospace target identification [J]. IEEE Transaction on Antennas and Propagation, 1995, 43(12): 1436 - 1440.
- [10] Cui M S, Prasad S, Mahrooghy M, et al. Decision fusion of textural features derived from polarimetric data for levee assessment [J]. IEEE Journal of Selected Topic in Applied Earth Observation and Remote Sensing, 2012, 5(3): 970 - 976.
- [11] Ji S H, Dunson D, Carin L. Multitask compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1): 92 - 106.
- [12] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210 - 227.
- [13] Wright J, Ma Y, Mairal J, et al. Sparse representation for computer vision and pattern recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1031 - 1044.
- [14] Yuan X T, Liu X B, Yan S C. Visual classification with multitask joint sparse representation [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2012, 21(10): 4349 - 4360.
- [15] Zhang H C, Nasrabadi N M, Zhang Y N, et al. Joint dynamic sparse representation for multi-view face recognition [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(4): 1290 - 1298.
- [16] Liu S Q, Zhan R H, Zhang J, et al. Radar automatic target recognition based on sequential vanishing component analysis [J]. Progress in Electromagnetics Research, 2014, 145: 241 - 250.
- [17] 杜兰. 雷达高分辨距离像目标识别方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007.  
DU Lan. Study on radar HRRP target recognition [D]. Xi'an: Xidian University, 2007. (in Chinese)
- [18] Du L, Liu H W, Bao Z, et al. A two-distribution compounded statistical model for radar HRRP target recognition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(6): 2226 - 2238.