

基于联合稀疏性的多视全极化 HRRP 目标识别方法

刘盛启* 占荣辉 翟庆林 欧建平 张 军
(国防科技大学自动目标识别重点实验室 长沙 410073)

摘 要: 该文考虑利用连续获取的多视全极化高分辨距离像(High Range Resolution Profile, HRRP)进行目标识别的问题。多视全极化 HRRP 样本包含了 3 个层次的先验信息: 样本内各分量来自同一目标; 单视内 4 种极化组合方式下的 HRRP 均对应相同的目标姿态; 相同极化方式下的多视观测是相关的。为有效利用上述信息进行目标识别, 该文提出一种基于联合稀疏表示的多视全极化 HRRP 目标识别方法。该方法约束各分量对应的稀疏表示系数共享原子级的稀疏模式。原子级稀疏约束使得从各极化字典中选择来自相同姿态的字典原子对样本中各分量进行稀疏表示, 可以有效利用上述 3 个层次的先验信息进行目标识别。利用目标电磁散射数据对所提方法进行了验证, 结果表明, 该方法具有较好的识别性能, 并且对噪声具有良好的鲁棒性。

关键词: 雷达目标识别; 多视; 全极化; 高分辨距离像; 联合稀疏表示

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)07-1724-07

DOI: 10.11999/JEIT151019

Multi-view Polarization HRRP Target Recognition Based on Joint Sparsity

LIU Shengqi ZHAN Ronghui ZHAI Qinglin OU Jianping ZHANG Jun
(ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The issue of automatically recognizing a target from its Full-Polarization High Range Resolution Profiles (FPHRRPs) with consecutive observations is considered. The prior information contained in a multi-view FPHRRP sample is hierarchical: all the entries contained in the sample are originated from the same target; the entries within a single view are associated with the same target pose; the multiple views under the same polarization mode are correlated. To utilize efficiently the prior information for target recognition, a novel joint sparse representation based multi-view FPHRRPs target recognition method is proposed. The presented method assumes all the entries within a multi-view FPHRRP sample share a common sparsity pattern in their sparse representation vectors at atom-level, which has the advantage of exploiting the aforementioned information to enhance recognition performance. Experiments are conducted using a synthetic vehicle target dataset. The results show that the proposed method achieves promising recognition accuracy and it is robust with respect to noisy observations.

Key words: Radar target recognition; Multi-view; Full-polarization; High Range Resolution Profile (HRRP); Joint sparse representation

1 引言

高分辨距离像(High Range Resolution Profile, HRRP)是目标散射中心回波在雷达视线上的投影的向量和, 反映了目标沿雷达视线的几何结构, 为目标识别提供了丰富的特征信息。利用 HRRP 进行目标识别是实现雷达目标自动辨识的重要手段之

一^[1-5]。传统的 HRRP 目标识别主要基于单极化目标回波进行, 目标识别只利用了特定极化方式电磁波激励下的目标响应信息。相比较而言, 宽带全极化雷达可以同时获得目标 4 种极化组合方式下(HH/HV/VH/VV)的 HRRP, 可以实现对目标进行更全面精细的刻画。极化信息与高分辨信息具有互补性, 利用全极化 HRRP 可以获得比单极化 HRRP 更好的识别性能^[1,6-10]。另外, 利用多视角观测也是提高目标识别性能的有效途径^[3,4,11-14]。

综合全极化以及多视角目标识别的优势, 本文考虑利用多视全极化 HRRP 进行目标辨识。由于极化响应不仅与目标本身的极化特性相关, 还依赖于

收稿日期: 2015-09-09; 改回日期: 2016-02-25; 网络出版: 2016-03-30

*通信作者: 刘盛启 SQLiu@nudt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61471370, 61401479)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61471370, 61401479)

入射波的强度和极化状态,因此多视全极化目标识别本质上是利用多视多特征进行识别。传统的多视多特征目标识别主要基于数据融合的方式进行,包括特征层融合识别方法以及决策层融合识别方法。特征层融合识别方法首先从多视多特征样本中提取统一的特征,如利用主分量分析技术(PCA)^[4]或者形态学的方法^[15]提取特征,然后基于特征设计相应的分类器对目标进行判决。由于不同特征的维数和物理意义均可能存在巨大的差异,从多特征中提取的特征向量一般都缺乏明确的物理意义,不利于对识别机理的理解,实际应用中更常用的是决策层融合识别方法。决策层融合目标识别首先利用单视单特征分类器独立地对各特征分量进行分类,再利用决策层融合方法(如多数投票准则^[1,6,12], Dempster-Shafer 证据理论^[13,14]等)融合各分类器输出结果获得最终的目标类型判定。由于各独立处理过程割裂了各特征分量之间的联系,决策层融合识别方法显然不是最优的。

宽带全极化雷达可以同时发射和接收垂直/水平极化波对目标进行成像,单视观测内不同极化分量均对应相同的目标姿态。另外,由光学雷达目标电磁散射特性可知,目标小角度变化范围内的多视观测是强相关的,有效利用多观测间的相关性应该也可以提高雷达目标识别性能。综合考虑多视全极化样本中各分量之间的联系,本文的目的就是有效利用各分量间的相关信息提高雷达目标识别性能。基于此思想,提出了一种基于联合稀疏表示(Joint Sparse Representation, JSR)的多视全极化 HRRP 目标识别方法。该方法约束多视全极化样本中各分量对应的稀疏系数在原子级共享稀疏模式,可以有效利用样本中各分量间的相关信息进行目标识别。识别实验结果证明了所提方法的优越性能。

2 联合稀疏表示

JSR^[16,17]是针对具有统计相关性的多个观测向量的重构问题提出的,具有利用多观测间的相关性进行信号重构的优势。假设传感器共获得 J 个相关的观测向量 $\{\mathbf{y}_j\} \in \mathbf{R}^M$, $j = 1, 2, \dots, J$, 且 $\mathbf{y}_j$ 可在其对应的字典上表示为

$$\mathbf{y}_j = \mathbf{A}_j \mathbf{x}_j \quad (1)$$

其中 $\mathbf{A}_j \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为第 j 个观测对应的字典矩阵, $\mathbf{x}_j$ 为相应的稀疏表示系数($\mathbf{x}_j$ 中只有少数几个元素非零)。JSR 假设多观测向量对应的稀疏系数在原子级共享稀疏模式,即约束稀疏系数在相同的位置取得非零值。记 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_J]$, $\mathbf{X}$ 可通过求解式(2)的优化问题进行估计。

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J \|\mathbf{y}_j - \mathbf{A}_j \mathbf{x}_j\|_2^2, \quad \text{s.t. } \|\mathbf{X}\|_{0,2} \leq K \quad (2)$$

其中 $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数, K 为稀疏度。 $\|\mathbf{X}\|_{0,2}$ 为 l_0/l_2 混合范数,定义为 $\|\mathbf{X}\|_{0,2} = \left\| \left[\|\gamma_1\|_2 \ \dots \ \|\gamma_N\|_2 \right]^T \right\|_0$, 其中 γ_k

表示 $\mathbf{X}$ 的第 k 个行向量, $\|\gamma_k\|_0$ 表示 l_0 范数,其值为 γ_k 中非零元素个数。 l_0/l_2 范数约束使得 $\mathbf{X}$ 在列方向上具有稀疏性,同时使得各稀疏向量在相同的稀疏模式下取得非零值,可以充分利用多观测向量间的相关性进行信号重构。式(2)的最优化问题可以通过贪婪算法求解,如 SOMP (Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit)^[18], CoSOMP (Compressive Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit)^[19]等。

3 基于联合稀疏表示的多视全极化(JSR-MVFP)目标识别

利用宽带全极化雷达进行 1 维成像,可以获得目标 4 种极化组合方式下(HH/HV/VH/VV)的 HRRP,其中 H 表示水平极化, V 表示垂直极化。设 P 表示发射电磁波极化方式, Q 表示接收电磁波极化方式,目标多视全极化 HRRP 可表示为

$$\{\mathbf{y}_j^{PQ} \mid P, Q = H, V, j = 1, 2, \dots, J\} \quad (3)$$

其中 $\mathbf{y}_j^{PQ}$ 表示 PQ 极化方式下目标多视回波中的第 j 个 HRRP 测试样本, J 为多视观测数目。假设训练阶段目标模板库中存在 C 类目标,第 $c(c = 1, 2, \dots, C)$ 类目标 PQ 极化方式下的训练样本集为 $\mathbf{A}_c^{PQ}$ 。文献[20]指出,当训练样本充足时,测试样本可用来自相同目标的训练样本进行线性表示。

$$\mathbf{y}_j^{PQ} = \mathbf{A}_c^{PQ} \mathbf{x}_c^{PQ} \quad (4)$$

这里假设 $\mathbf{y}_j^{PQ}$ 来自第 c 类目标, $\mathbf{x}_c^{PQ}$ 为 $\mathbf{y}_j^{PQ}$ 在字典 $\mathbf{A}_c^{PQ}$ 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, $\mathbf{y}_j^{PQ}$ 应该用所有目标类别的训练样本进行表示。

$$\mathbf{y}_j^{PQ} = \mathbf{A}^{PQ} \mathbf{x}_j^{PQ} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{A}^{PQ} = [\mathbf{A}_1^{PQ} \ \mathbf{A}_2^{PQ} \ \dots \ \mathbf{A}_C^{PQ}]$ 表示训练集中 PQ 极化方式下的所有训练样本, $\mathbf{x}_j^{PQ}$ 为 $\mathbf{y}_j^{PQ}$ 在字典集 $\mathbf{A}^{PQ}$ 上的表示系数。理想情况下, $\mathbf{x}_j^{PQ}$ 的非零值应全部对应于第 c 类目标,即 $\mathbf{x}_j^{PQ} = [0; \dots \ \mathbf{x}_c^{PQ}; \dots \ 0]$ 。

由多视全极化 HRRP 特性可知,单视内不同极化 HRRP 均对应相同的目标姿态,并且相同极化方式下连续的多视观测是相关的。因此,在利用字典原子对单视内各极化分量进行表示时,应该选择来自相同目标姿态的字典原子。同时,由于相同极化方式下相邻的多次观测是相关的,稀疏表示更有可能选择相同的字典原子(但赋予不同的权重)表示多

视观测向量。综合考虑这两个方面的因素,我们引入 JSR 方法求解式(5)的稀疏表示问题。为此,首先将多视全极化样本对应的稀疏系数写成矩阵的形式 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}^{\text{HH}} \ \mathbf{X}^{\text{HV}} \ \mathbf{X}^{\text{VH}} \ \mathbf{X}^{\text{VV}}]$, 其中 $\mathbf{X}^{\text{PQ}} = [\mathbf{x}_1^{\text{PQ}} \ \mathbf{x}_2^{\text{PQ}} \ \cdots \ \mathbf{x}_J^{\text{PQ}}]$ 表示 PQ 极化方式下多视观测数据对应的稀疏系数矩阵。令 $\mathbf{Y}^{\text{PQ}} = [\mathbf{y}_1^{\text{PQ}} \ \mathbf{y}_2^{\text{PQ}} \ \cdots \ \mathbf{y}_J^{\text{PQ}}]$, $\mathbf{X}$ 的估计可以通过式(6)实现。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}} &= \arg \min_{\mathbf{X}} \frac{1}{2} \sum_P \sum_Q \|\mathbf{Y}^{\text{PQ}} - \mathbf{A}^{\text{PQ}} \mathbf{X}^{\text{PQ}}\|_2^2, \\ \text{s.t. } \|\mathbf{X}\|_{0,2} &\leq K \end{aligned} \quad (6)$$

考虑算法速度与精度,我们选择 CoSOMP 算法求解式(6)的最优化问题。JSR 约束稀疏系数在原子级共享稀疏模式,也就是选取了不同极化字典中相同位置的字典原子表示多视全极化测试向量。为了使不同极化方式字典中相同位置的原子对应相同的目标姿态,构造各极化字典时应该选择来自相同观测角度的训练样本,并且各极化字典中原子需要按照相同的顺序排列。本文中极化字典的构造基于目标全方位训练样本进行,字典构造方法如图 1 所示。为克服 HRRP 的姿态敏感性,首先需要对目标全方位训练样本进行分帧处理,然后从帧内训练样本中提取特征生成字典原子,最后将原子按相同的顺序排列构造相应极化方式下的过完备字典。字典构造完成后,运用 JSR 方法求解式(6)就可以充分利用多视全极化 HRRP 样本包含的先验信息进行目标识别。

获得稀疏矩阵 $\mathbf{X}$ 的估计值 $\hat{\mathbf{X}}$ 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。为充分利用稀疏系数矩阵包含的目标重构信息,我们将测试数据划分为具有最小总重构误差的目标类别。分类准则为

$$\hat{c} = \arg \min_{c \in \{1, \dots, C\}} \sum_P \sum_Q \|\mathbf{Y}^{\text{PQ}} - \mathbf{A}^{\text{PQ}} \sigma_c(\mathbf{X}^{\text{PQ}})\|_2^2 \quad (7)$$

其中 $\sigma_c(\mathbf{X}^{\text{PQ}})$ 表示保留 $\mathbf{X}^{\text{PQ}}$ 中对应于第 c 类训练样本的系数元素,并将其它元素置零。

综上所述,基于 JSR 的多视全极化 HRRP 目标识别算法如表 1 所示。

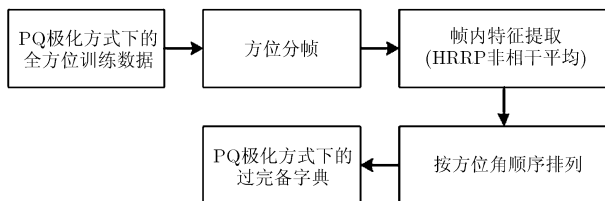


图 1 字典构造方法

表 1 多视全极化 HRRP 目标识别算法

算法 1 JSR-MVFP 算法

- 1 输入: 多视全极化 HRRP 测试样本 $\{\mathbf{y}_j^{\text{PQ}} \mid j = 1, 2, \dots, J\}$, 全极化字典 $\{\mathbf{A}^{\text{PQ}}\}$, $P, Q \in \{H, V\}$, 稀疏度参数 K 。
- 2 输出: 测试样本所属的目标类别估计 $\hat{c}$ 。
- 3 利用 CoSOMP 求解式(6)的最优化问题, 获得稀疏系数估计 $\hat{\mathbf{X}}$;
- 4 重构全极化测试样本 $\hat{\mathbf{Y}}^{\text{PQ}} = \mathbf{A}^{\text{PQ}} \sigma_c(\hat{\mathbf{X}}^{\text{PQ}})$;
- 5 计算重构误差 $e_c = \sum_P \sum_Q \|\mathbf{Y}^{\text{PQ}} - \hat{\mathbf{Y}}^{\text{PQ}}\|_2$;
- 6 估计测试样本所属目标类别 $\hat{c} = \arg \min_{c \in \{1, \dots, C\}} e_c$ 。

4 实验结果及说明

本节中对本文提出的 JSR-MVFP 方法进行性能测试。为说明本文算法的有效性,我们将 JSR-MVFP 与其它 4 种算法进行了对比,包括经典的决策层融合识别方法 MSMV(Matching Score-Majority Vote)算法^[1], 主流算法如支撑向量机(Support Vector Machine, SVM)^[21]、稀疏表示分类方法(Sparse Representation Classification, SRC)^[20]以及联合动态稀疏表示分类方法(Joint Dynamic Sparse Representation Classification, JDSRC)^[22]。MSMV 首先利用相关匹配分类器对各分量独立分类,再利用多数投票准则融合多极化输出获得最终的目标类型判决;SVM 方法利用径向基(Radial Basis Function, RBF)核函数 SVM 分类器对各分量进行独立判决,然后在决策层对各判决结果进行融合判定目标类别;SRC 利用稀疏表示方法独立求解各 HRRP 分量对应的稀疏表示系数,JDSRC 在稀疏系数求解过程中使用类别级(class-level)的稀疏约束,即约束使用来自相同类别的字典原子(但对类别内原子的位置没有约束)表示各 HRRP 分量。SRC 与 JDSRC 均采用总重构误差最小准则判决目标类别。实验中各算法的参数均设置为取得最佳识别效果的最优参数值。在实验之前,首先对实验数据进行详细说明。

由于缺少全极化实测数据,本文利用高频电磁计算软件构造目标回波数据库。电磁计算基于物理绕射理论(Physical Theory of Diffraction, PTD)^[23]进行。目标库中含有 4 类地面目标,分别为装甲运输车、重型运输车、重型卡车以及厢式卡车,目标 CAD 模型如图 2 所示^[24]。基于 CAD 模型,将表 2 所示的电磁参数输入电磁计算软件获得目标全方位观测角度下的电磁散射数据。实验中电磁计算在不

同的俯仰角下进行, 27° 俯仰角回波用于训练, 30° 用于测试。对目标同一观测角度下的频率采样通过 IFFT 合成距离像。在预处理阶段对每幅距离像独立进行能量(l_2 范数)归一化消除强度敏感性。电磁仿真数据为类转台数据, 不需要平移对准, 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, 按照不发生散射中心越距离单元走动(Motion Through Range Cells, MTRC)的约束条件^[1], 训练阶段按 3° 方位间隔对各极化方式下全方位回波数据进行角域划分并取各角域内 HRRP 的非相干平均构造字典, 测试阶段取 30° 俯仰角下连续的多次观测组成多视全极化测试样本对各算法识别性能进行测试。目标特征模板按不同极化方式分别存储, 训练阶段需要构造 4 个特征字典, 分别对应 HH, HV, VH 和 VV 极化方式。各特征字典内部的原子均按照方位角顺序依次排列。为提供一个公平的比较, SRC, JDSRC 以及 JSR-MVFP 方法均采用相同的特征字典。图 2 中目标 CAD 模型右边的子图(为清晰起见, 图中距离像只画出了 64 个非零的距离单元)为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 2 中可以看出, 各目标 HRRP 在形状、分布上均存在差异, 这些差异信息就构成了基于 HRRP 进行目标识别的物理基础。

表 2 电磁散射计算参数

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

为检验算法在不同噪声观测条件下的识别性能, 实验时在测试 HRRP 样本中加入了零均值高斯白噪声。信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)定义为

$$\text{SNR} = 10 \lg \left(\sum_{l=1}^L p_l / (L\sigma^2) \right) (\text{dB}) \quad (8)$$

其中 σ^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实验结果均由 100 次蒙特卡洛实验得出, 后面不再一一说明。

实验中首先对算法在不同多视数目下的全极化 HRRP 目标识别性能进行性能测试。SNR = 20 dB 条件下各算法在不同多视数目下的识别结果如图 3 所示。由图 3 中识别结果可以看出, 所有算法的识别性能均随多视数目的增加而提高, 说明利用多视观测确实可以获得比单视更好的目标识别性能。这是很容易理解的, 因为观测数目的增加意味着测试数据携带了更丰富的目标信息, 通过对这些信息进行合理利用自然可以获得更好的目标识别性能。比较 5 种算法的识别结果可以发现, 在不同的多视观测数目下 JSR-MVFP 均具有最佳的识别性能。MSMV, SRC 与 SVM 方法均属于决策级的融合处理方法, 三者都是独立地对多视全极化 HRRP 样本各分量进行处理, 再融合各分量输出获得最终的目标类型判定。由于独立处理过程割裂了各分量之间的联系, 这 3 种方法均无法利用多分量间的相关信息, 故无法获得最佳的识别性能。我们知道, 宽带全极化雷达可以对目标进行瞬时全极化成像, 多视全极化 HRRP 样本中包含了 3 个层次的先验信息: (1)测试数据中各 HRRP 分量均来自同一目标; (2)单视内不同极化 HRRP 分量均对应相同的目标姿态; (3)相同极化方式下连续的多视观测是相关的。这 3 个层次先验信息均可用于提高多视全极化 HRRP 的目标识别性能。JDSRC 方法约束选取来自相同目标类别的字典原子对各 HRRP 分量进行稀疏表示, 只利用了第 1 个层次先验信息。与 JDSRC 不同, JSR-MVFP 采用原子级的稀疏约束选择来自相同角域的字典原子对各 HRRP 分量进行稀疏表示, 可以有效利用上述 3 个层次先验信息。具体地说, 为了对测试样本进行完全表示, 不同极化字典均包含了相应极化方式下目标全方位观测角度的特征信息, 字典原子则对应目标不同姿态下的散射特性。为了便于利用字典原子本身包含的目标姿态信息, 字典原子一般均按特定的顺序排列(如本文中按方位角顺序存储), 则对不同极化特征字典, 其同一位置存储的字典原子对应相同的目标姿态。JSR-MVFP 方法约束使用相同位置的字典原子, 相应地也就是选取了目标相同姿态的字典原子对测试全极化样本进行表示, 从而有效利用了全极化 HRRP 各分量间的相关信息。同时, 联合稀疏性约束还具有利用多视观测数据间的相关性进行信号重构的优势。因此, JSR-MVFP 方法在这 5 种算法中具有最佳的识别性能。

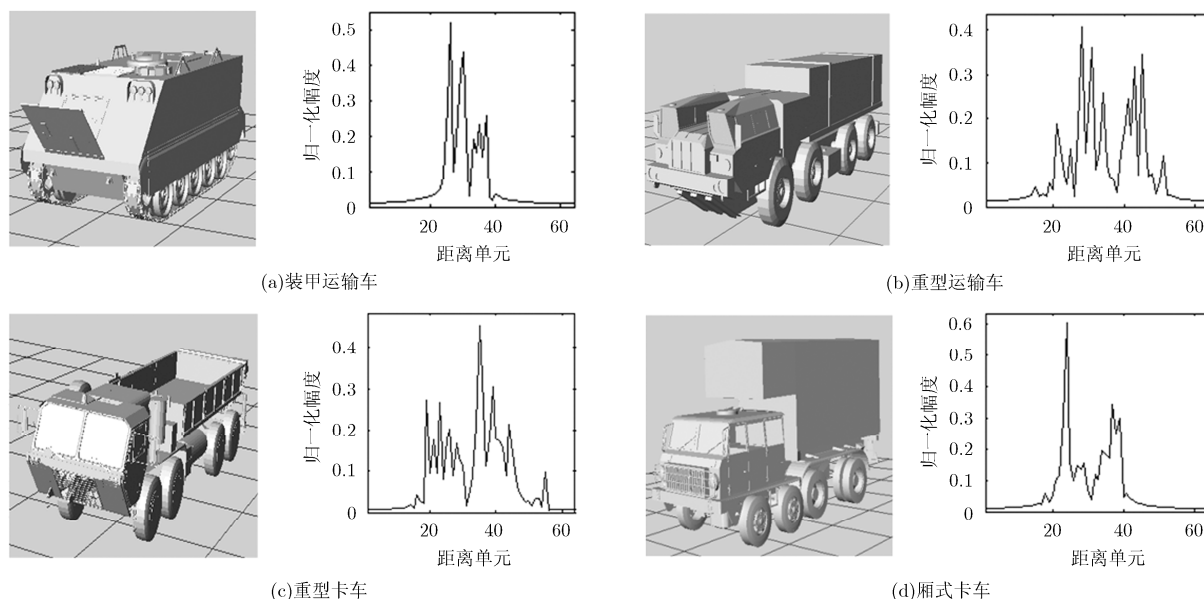


图2 地面目标模型及HRRP

接下来我们对算法在不同噪声条件下的识别性能进行测试。实验中固定多视数目 $J = 3$ ，各算法在不同 SNR 条件下的识别性能如图 4 所示。从图 4 中可见，5 种算法的识别性能均随 SNR 的增加而提高，并且 JSR-MVFP 算法在不同 SNR 条件下都具有最佳的识别性能。另外，与其他方法相比，JSR-MVFP 在 SNR 较低时有更明显的性能提升，说明了 JSR-MVFP 算法在噪声环境(特别是低信噪比条件)下具有更好的鲁棒性。一个可能的原因就是 JSR-MVFP 方法求解联合稀疏系数矩阵的过程(相当于特征提取)具有潜在的降噪效果，可以获得更加稳定的特征用于目标识别。另外，有效利用测试数据中各分量间的相关性也具有提高目标识别性能的作用。

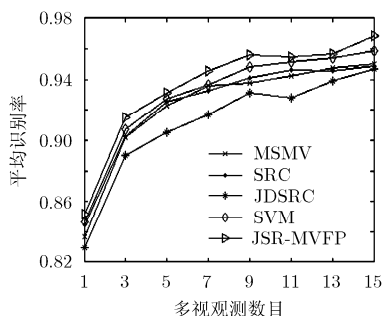


图3 各算法不同多视数目下的识别性能

5 结束语

多视全极化 HRRP 样本包含了 3 个层次的先验信息，有效利用该信息可以提高雷达目标识别性能。基于此思想，本文提出了一种基于联合稀疏表示的多视全极化 HRRP 目标识别方法。该方法约束各 HRRP 分量对应的稀疏表示系数在相同的稀疏模式下取得非零值，可以有效利用样本中 3 个层次的先验信息进行目标识别。实验结果表明，该方法的识别性能优于决策级的融合识别方法，并且在噪声条件下具有良好的鲁棒性。本文直接利用了原始距离像数据进行字典构造与算法性能测试。先对距离像进行特征提取，再利用特征构造字典进行目标识别是更为通用的方法，这也是今后需要深入研究的方向。

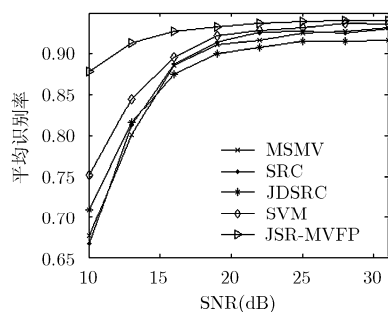


图4 不同 SNR 条件下各算法的识别性能

参考文献

- [1] LI Hsueh-jyh and LANE Rongyuan. Utilization of multiple polarization data for aerospace target identification[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1995, 43(12): 1436-1441. doi: 10.1109/8.475934.
- [2] 张瑞, 牛威, 寇鹏. 基于样本紧密度的雷达高分辨距离像识别方法研究[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(3): 529-536. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00616.

- ZHANG Rui, NIU Wei, and KOU Peng. Radar high resolution range profiles recognition based on the affinity[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(3): 529–536. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00616.
- [3] WONG S K. High range resolution profiles as motion-Invariant features for moving ground targets identification in SAR-based automatic target recognition[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(3): 1017–1039. doi: 10.1109/TAES.2009.525 9180.
- [4] SHAW K, PAUL A S, and WILLAMS R. Eigen-template-based HRR-ATR with multi-look and time-recursion[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(4): 2369–2385. doi: 10.1109/TAES.2013.6621822.
- [5] 冯博, 陈渤, 王鹏辉, 等. 利用稳健字典学习的雷达高分辨距离像目标识别算法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(6): 1457–1462. doi: 10.11999/JEIT141227.
- FENG Bo, CHEN Bo, WANG Penghui, *et al.* Radar high resolution range profile target recognition algorithm via stable dictionary learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(6): 1457–1462. doi: 10.11999/JEIT141227.
- [6] MA Xiaoshuang, SHEN Huangfeng, YANG Jie, *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. doi: 10.1109/JSARS.2013.2265331.
- [7] ZHANG Hongsheng, LIN Hui, and LI Yu. Impacts of feature normalization on optical and SAR data fusion for land use/land cover classification[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(5): 1061–1065. doi: 10.1109/LGRS.2014.2377722.
- [8] CARMINE C, LUCA P, IAN P, *et al.* Pseudo-Zernike-based multi-pass automatic target recognition from multi-channel synthetic aperture radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, 9(4): 457–466. doi: 10.1049/iet-rsn.2014.0296.
- [9] 张玉玺, 王晓丹, 姚旭, 等. 基于 H/A/a 分解的全极化 HRRP 目标识别方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(12): 2501–2507. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.12.10.
- ZHANG Yuxi, WANG Xiaodan, YAO Xu, *et al.* Target recognition of fully polarimetric HRRP based on H/A/a decomposition[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(12): 2501–2507. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.12.10.
- [10] 张玉玺, 王晓丹, 姚旭, 等. 基于复数全极化 HRRP 的雷达目标识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(2): 260–265. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2014.02.10.
- ZHANG Yuxi, WANG Xiaodan, YAO Xu, *et al.* Radar target recognition based on complex fully polarimetric HRRP[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(2): 260–265. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2014.02.10.
- [11] LIU Shengqi, ZHAN Ronghui, ZHAI Qinglin, *et al.* Multi-view radar target recognition based on multitask compressive sensing[J]. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 2015, 29(14): 1917–1934. doi: 10.1080/09205071.2015.1067647.
- [12] CUI Minshan, SAURABH P, MAJID 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. doi: 10.1109/JSTARS.2012. 2195713.
- [13] DENNIS M B and PAUL G. A target identification comparison of Bayesian and Dempster-Shafer multisensor fusion[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 1997, 27(5): 569–577. doi: 10.1109/3468.618256.
- [14] DONG Ganggang and KUANG Gangyao. Target recognition via information aggregation through Dempster-Shafer's evidence theory[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(6): 1247–1251. doi: 10.1109/LGRS.2015.-2390914.
- [15] XIAO Jiangjian and SHAH M. Automatic target recognition using multi-view morphing[C]. *Proceedings of SPIE, Automatic Target Recognition XIV*, Orlando, FL, United States, 2004: 391–399. doi: 10.1117/12.540892.
- [16] YUAN Xiaotong, LIU Xiaobai, and Yan Shuicheng. Visual classification with multitask joint sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(10): 4349–4360. doi: 10.1109/TIP.2012.2205006.
- [17] ZHANG Haichao, NASSER M N, ZHANG Yanning, *et al.* Multi-view automatic target recognition using joint sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(3): 2481–2497. doi: 10.1109/TAES.2012.6237604.
- [18] TROPP J A, GILBERT A C, and STRAUSS M J. Algorithms for simultaneous sparse approximation Part I: greedy pursuit[J]. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2006, 86(3): 589–602. doi: 10.1016/j.sigpro.2005.05.030.
- [19] RAKOTOMAMONJY A. Surveying and comparing simultaneous sparse approximation (or group-lasso) algorithms[J]. *Signal Processing*, 2011, 91(7): 1505–1526. doi: 10.1016/j.sigpro.2011.01.012.
- [20] JOHN W, 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): 1–16.

- 210–227. doi: 10.1109/TPAMI.2008.79.
- [21] CEDRIC L, FRISON P L, CELINE T, *et al.* Support vector machine for multifrequency SAR polarimetric data classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(12), 4143–4152. doi: 10.1109/TGRS.2009.2023908.
- [22] ZHANG Haichao, NASSER M N, ZHANG Yanning, *et al.* Joint dynamic sparse representation for multi-view face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(4), 1290–1298. doi: 10.1016/j.patcog.2011.09.009.
- [23] Kontt E F. A progression of high frequency RCS prediction techniques[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1985, 73(2): 252–264. doi: 10.1109/PROC.1985.13137.
- [24] LIU Shengqi, ZHAN Ronghui, ZHANG Jun, *et al.* Radar automatic target recognition based on sequential vanishing component analysis[J]. *Progress In Electromagnetics Research*, 2014, 145: 241–250. doi: 10.2528/PIER14011608.
- 刘盛启: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为雷达目标识别.
- 占荣辉: 男, 1978 年生, 讲师, 博士, 研究方向为雷达目标识别、雷达信息处理.
- 翟庆林: 男, 1981 年生, 讲师, 博士生, 研究方向为雷达成像与目标识别.
- 欧建平: 男, 1974 年生, 副教授, 博士, 研究方向为空间信息处理、非线性信号处理.
- 张 军: 男, 1973 年生, 教授, 博士, 研究方向为雷达信号处理及目标识别.