

## 基于稀疏表示的雷达辐射源信号级融合识别算法

马捷<sup>1,2</sup>, 黄高明<sup>1</sup>, 吉嘉<sup>1</sup>, 左炜<sup>1</sup>, 高俊<sup>1</sup>

(1. 海军工程大学 电子工程学院, 武汉 430033; 2. 中国人民解放军 92919 部队, 浙江 宁波 315020)

**摘要:** 针对现有融合识别算法难以兼顾信息完备性和节点通信数据量的问题, 提出一种基于信号稀疏表示的雷达辐射源信号级融合识别算法. 该方法将接收信号投影到稀疏域并进行压缩, 从而在稀疏域完成融合, 最后利用融合后的稀疏系数进行识别. 该方法既降低了通信数据量, 又较好地保证了信息的完整性. 仿真实验表明, 相对于单一传感器和决策级融合, 所提出的方法可有效提高信号识别性能.

**关键词:** 雷达辐射源; 辐射源识别; 数据融合; 稀疏表示; 信号级融合

中图分类号: TN957

文献标志码: A

## Signal-level fusion algorithm for radar emitter identification based on sparse representation

MA Jie<sup>1,2</sup>, HUANG Gao-ming<sup>1</sup>, JI Jia<sup>1</sup>, ZUO Wei<sup>1</sup>, GAO Jun<sup>1</sup>

(1. College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China; 2. Unit 92919 of PLA, Ningbo 315020, China. Correspondent: HUANG Gao-mong, E-mail: hgaom\_paper@163.com)

**Abstract:** To solve the contradiction between the information completeness and data volume existing in the radar signal fusion, a signal-level fusion algorithm for radar emitter identification based on sparse representation is presented. In the algorithm, intercepted signals are projected to sparse domains and compressed for communication. Then the sparse coefficients are fused for recognition. The data of communication is decreased in the algorithm, and the available information of intercepted signal is also reserved. The simulations show that the recognition accuracy is improved compared with the single signal receiver and the decision-level fusion algorithms.

**Key words:** radar emitter; emitter identification; data fusion; sparse representation; signal-level fusion

### 0 引言

雷达辐射源识别(EID)是电子侦察系统的重要组成部分<sup>[1-2]</sup>. 由于电子侦察为非合作接收, 当接收信道出现遮蔽或者目标雷达信号主瓣未对准时, 信号强度低于检测门限, 侦测信号将可能发生脉冲缺失或畸变, 影响识别效果. 同时, 随着电磁信号环境的日趋复杂, 信号密集交错, 信号空间存在着大量的噪声和干扰, 也会对雷达辐射源识别造成影响. 在上述条件下, 单个传感器难以获得目标辐射源的全面信息, 使得信号识别性能受到严重制约. 融合不同位置、不同接收特性传感器的侦测信息, 有利于获得更为全面的信息, 为提高雷达辐射源识别的准确性和可靠性提供了方向, 目前已成为雷达辐射源识别领域的重要发展趋势.

近年来, 国内外学者在雷达信号融合处理的研究

上取得了一定进展. 目标识别融合一般分为决策级融合、特征级融合和信号(数据)级融合<sup>[3]</sup>. 特征级和决策级融合方法是各传感器独立对接收信号进行特征提取、分类等处理, 再将处理后的信息进行融合, 这两类方法对传输要求较低, 因此目前雷达辐射源识别等领域的研究多集中于此<sup>[4-6]</sup>. 但是, 特征级和决策级融合往往会造成大量有用信息的丢失, 特别是当信号缺失或干扰造成单一接收机特征提取或决策困难时, 会对后续的融合识别处理产生巨大障碍, 甚至无法进行融合. 信号级融合直接对各传感器的接收信号进行融合, 典型的信号(数据)级融合方法包括加权法、IHS变换法、小波变换法等<sup>[3,7]</sup>. 这类方法信息损失最小, 能够消除传感器测量中的干扰和不确定性, 获得更准确、更可靠的测量结果. 但传统的信号级

收稿日期: 2013-09-10; 修回日期: 2013-12-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60901069); 国家 863 计划项目(2011AAXXX061).

作者简介: 马捷(1986—), 男, 博士生, 从事辐射源识别、数据融合的研究; 黄高明(1972—), 男, 教授, 博士生导师, 从事电子战信号处理、无源探测等研究.

融合方法数据量大、处理代价高,难以适应节点间通信能力的要求<sup>[3]</sup>,因此,目前信号级融合多应用于雷达成像等对节点间通信要求或实时性要求较低的领域<sup>[8-9]</sup>。综上所述,探索能够兼顾低传输数据和低信息损耗的雷达辐射源融合识别方法具有显著的理论价值和应用价值。

信号稀疏表示是将信号表示为少量非零稀疏系数的形式。由于稀疏信号模型可以用低维数据近似无信息损失地表示原始高维信号,近年来得到了研究人员的关注,目前已广泛应用于压缩感知<sup>[10]</sup>、模式识别<sup>[11]</sup>、图像融合<sup>[12]</sup>等领域,但较少应用于信号级雷达辐射源融合识别领域。

鉴于上述需求,本文提出信号级融合的雷达辐射源识别算法(SRSF)。该算法主要具有以下特点:1)实现了信号级融合,减少了信息损失,提高了识别效率;2)降低了数据维度,适应了节点间通信需求;3)直接在信号的表示空间进行融合和识别,减少了信号处理环节。仿真实验表明,所提出的算法可以有效提高信号识别性能。

## 1 信号稀疏表示

信号稀疏表示基于如下基本假设:当字典完备时,信号可以表示为字典中少量原子的线性组合<sup>[11]</sup>。假设存在字典集  $D = [d_1, d_2, \dots, d_T] \in \mathbf{R}^{n \times T}$ , 其中  $T$  为样本原子的数量。任意信号  $s \in \mathbf{R}^n$  可以近似线性表示为

$$s = d_1\alpha_1 + d_2\alpha_2 + \dots + d_T\alpha_T = D\alpha, \quad (1)$$

其中  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_T]^T \in \mathbf{R}^T$  为稀疏系数。一般假设  $T > n$ , 即字典集  $D$  为冗余的,则矩阵中的各原子  $d_1, d_2, \dots, d_T$  不再线性独立,式(1)中信号  $s$  的表示不非唯一。寻找信号的稀疏表示是指从所有表示中找出分解系数  $\alpha$  最为稀疏的一个,即求解如下优化问题:

$$\begin{aligned} \hat{\alpha} &= \min_{\alpha} \|\alpha\|_0; \\ \text{s.t. } &\|D\alpha - s\|_2^2 < \varepsilon. \end{aligned} \quad (2)$$

其中:  $\|\alpha\|_0$  为  $\alpha$  中非零元素的个数,  $\varepsilon$  为非负实数。由于该优化问题为 NP-hard 问题,借鉴最小  $l_1$  和  $l_0$  范数的一致性理论, Wright 等<sup>[11]</sup>提出通过求解凸优化问题来估计稀疏系数  $\alpha$ , 即

$$\begin{aligned} \hat{\alpha} &= \min_{\alpha} \|\alpha\|_1; \\ \text{s.t. } &\|D\alpha - s\|_2^2 < \varepsilon. \end{aligned} \quad (3)$$

其中  $\|\alpha\|_1 = \sum_j |\alpha_j|$ 。上述问题变为二次约束线性规划问题(QCLP),可以采用基追踪算法(BP)或梯度投影(GP)算法等进行求解。

## 2 基于信号稀疏表示的雷达辐射源融合识别

雷达辐射源识别是指将侦察到的雷达信号与模板库中的信号波形进行匹配,从而识别信号的类型<sup>[1]</sup>。假设目标雷达发射的脉冲序列  $s = [s(0), s(1), \dots, s(n-1)]^T$  满足

$$\begin{aligned} s(k) &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=0}^{N-1} s_i(k) = \\ &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=0}^{N-1} A \text{rect}\left(\frac{k-iT}{\tau}\right) e^{j\varphi(k-iT)}, \\ &0 \leq k \leq n-1. \end{aligned} \quad (4)$$

其中:  $n$  为信号采样点数,  $N$  为脉冲个数,  $T$  为脉冲间隔,  $\tau$  为子脉冲宽度,  $A$  为子脉冲幅度,  $\varphi(k)$  为子脉冲复包络的瞬时相位,  $\text{rect}(\cdot)$  为矩形函数。假设在不同位置有  $R$  个侦察接收机对该信号进行侦收,考虑到不同接收机所处位置和信道的差异,第  $i$  个接收机的接收信号可以表示为

$$\begin{aligned} x_r &= [x_r(0), x_r(1), \dots, x_r(n-1)]^T, \\ r &= 1, 2, \dots, R. \end{aligned}$$

第  $r$  个脉冲接收信号可以表示为

$$\begin{aligned} x_r(k) &= \\ &= \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{i=0}^{N-1} I_r(k) A_r \text{rect}\left(\frac{k-iT_r}{\tau}\right) e^{j\varphi_r(k-iT_r)} + N_r(k), \\ &0 \leq k \leq n-1. \end{aligned} \quad (5)$$

其中:  $A_r = \sqrt{\frac{A^2 G}{4\pi R^2}}$ <sup>[13]</sup>,  $G$  为天线增益,  $R$  为接收距离,  $\varphi_r$  为接收信号相位函数,  $I_r(k)$  为信道对信号造成的畸变,  $N_r(k)$  为噪声。本文假设配准和归一化已完成,不考虑不同接收信道在信号功率和相位上的差异,即  $A_1 = A_2 = \dots = A_R$ ,  $\varphi_1 = \varphi_2 = \dots = \varphi_R$ 。

为了减少信息损失,同时兼顾节点间的通信能力,首先对信号进行稀疏表示,再将信号压缩到较低维度以进行信号融合识别,具体算法如图1所示。

假设训练信号集为  $\{t_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ , 其中  $t_i \in \mathbf{R}^n$ , 设  $t_i$  共有  $I$  种可能的类型。对信号进行短时傅里叶变换得到  $\{T_i \in \mathbf{R}^{n \times n_f} | i = 1, 2, \dots, m\}$ 。其中:  $T_i = \text{STFT}(t_i)$ ,  $n_f$  为变换后的频率点数。将矩阵  $T_i$  等分成  $W_N \times W_M$  的子矩阵集

$$\begin{aligned} \{\tilde{T}_{i,j} \in \mathbf{R}^{W_N \times W_M} | i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, k\}, \\ k = \frac{nn_f}{W_N W_M}. \end{aligned}$$

将各子矩阵向量化后,得到

$$\{\tilde{t}_{i,j} \in \mathbf{R}^{W_N W_M} | i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, k\}.$$

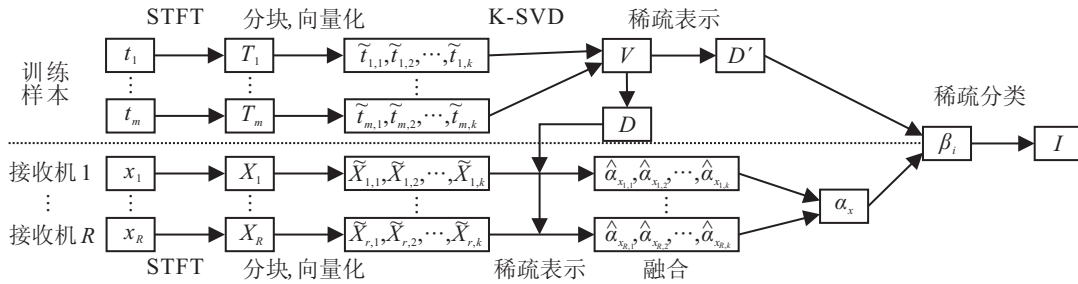


图1 SRSF算法结构

将向量集 \$\{\tilde{t}\_{i,j}\}\$ 组成矩阵

$$V = [\tilde{t}_{1,1}, \tilde{t}_{1,2}, \dots, \tilde{t}_{m,k}], V \in \mathbf{R}^{(W_N W_M) \times (mk)}.$$

采用 K-SVD 算法<sup>[12]</sup>求解目标函数(6), 找出在稀疏约束下能最优线性表示向量集 \$V\$ 中各列向量的冗余字典集 \$D = [d\_1, d\_2, \dots, d\_T] \in \mathbf{R}^{n \times T}\$, 有

$$\begin{aligned} \min_{D, X} \{ \|V - D\Phi\|_F^2 \}; \\ \text{s.t. } \forall i, \|\phi_i\|_0 \leq T_0. \end{aligned} \quad (6)$$

其中: \$\Phi\$ 为稀疏系数矩阵, \$\phi\_i\$ 为 \$\Phi\$ 的第 \$i\$ 列, \$T\_0\$ 为 \$\phi\_i\$ 中非零元素的个数, \$n = (W\_N W\_M)\$, \$T \leq (mk)\$。向量化训练信号子矩阵 \$\tilde{t}\_{i,j}\$ 的稀疏系数可以表示为

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_{t_{r,j}} = \min_{\alpha_{t_{r,j}}} \|\alpha_{t_{r,j}}\|_1; \\ \text{s.t. } \|D\alpha_{t_{r,j}} - \tilde{t}_{i,j}\|_2^2 < \varepsilon_t. \end{aligned} \quad (7)$$

当字典训练结束后, 读取经过时空配准的各传感器接收信号 \$x\_r\$ (\$r = 1, 2, \dots, R\$), 对信号进行短时傅里叶变换形成信号时频矩阵 \$X\_r = \text{STFT}(x\_r)\$, 并按照相同的子矩阵大小 \$W\_N \times W\_M\$ 对时频矩阵 \$X\_r\$ 进行分块, 组成子矩阵 \$\tilde{X}\_{r,j} \in \mathbf{R}^{W\_N \times W\_M}\$, \$r = 1, 2, \dots, R, j = 1, 2, \dots, k\$, 向量化为 \$\tilde{x}\_{r,j} \in \mathbf{R}^{W\_N W\_M}\$, \$r = 1, 2, \dots, R, j = 1, 2, \dots, k\$。求解向量化待识别信号子矩阵 \$\tilde{x}\_{r,j}\$ 的稀疏系数

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_{x_{r,j}} = \min_{\alpha_{x_{r,j}}} \|\alpha_{x_{r,j}}\|_1; \\ \text{s.t. } \|D\alpha_{x_{r,j}} - \tilde{x}_{r,j}\|_2^2 < \varepsilon_x. \end{aligned} \quad (8)$$

由于待识别信号的稀疏系数表示了其与训练信号原子的相似程度, 将稀疏系数的绝对值作为活跃度, 则可以使用活跃度最大准则进行融合, 即

$$\alpha_x = \max_r |\hat{\alpha}_{x_{r,j}}|. \quad (9)$$

将融合后的稀疏系数组成稀疏向量

$$\alpha_x = [\alpha_{x_1}^T, \alpha_{x_2}^T, \dots, \alpha_{x_k}^T]^T \in \mathbf{R}^{nT_f}.$$

同样地, 构建训练向量集

$$D' = [\alpha_{t_1} \alpha_{t_2} \dots \alpha_{t_T}],$$

其中

$$\begin{aligned} \alpha_{t_r} = [\hat{\alpha}_{t_{r,1}}^T, \hat{\alpha}_{t_{r,2}}^T, \dots, \hat{\alpha}_{t_{r,k}}^T]^T \in \mathbf{R}^{nT_f}, \\ r = 1, 2, \dots, T. \end{aligned}$$

至此, 识别问题变为稀疏分类问题, 将 \$\alpha\_x\$ 和 \$D'\$ 代入下式:

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1 = \min_{\beta} \|\beta\|_1; \\ \text{s.t. } \|\alpha_x - D'\beta\|_2^2 \leq \varepsilon. \end{aligned} \quad (10)$$

根据下式求出各类的残差:

$$r_I(\alpha_x) = \|\alpha_x - D'\delta_I(\hat{\beta}_1)\|_2, \quad (11)$$

其中 \$\delta\_I(\hat{\beta}\_1)\$ 为特征投影函数, 其作用是选择并保留第 \$I\$ 类样本所对应的系数, 并将其他系数置 0。继续计算最小残差的类 \$I = \arg \min\_I r\_I(\alpha\_x)\$ 即可识别出信号类型。

### 3 仿真分析

#### 3.1 融合效果

对比侦测信号在融合前后的时频图以直观地展示算法对信号的融合效果。假设有 2 个处于不同位置的接收机对某雷达进行侦察接收, 目标雷达脉冲序列共含有 5 个脉冲, 脉冲间隔为 \$15 \mu\text{s}\$, 脉冲持续时间 \$5 \mu\text{s}\$, 脉内调制样式为 LFM (linear frequency modulation), 带宽为 \$10 \text{ MHz}\$, 基带信号的中心频率为 \$5 \text{ MHz}\$, 信号采样频率为 \$50 \text{ MHz}\$, 信噪比为 \$20 \text{ dB}\$, 发射的完整信号时频图如图 2(a) 所示。假设各接收机接收信道相互独立、受到不同的干扰并经过配准处理后接收机 1 和接收机 2 所接收的雷达信号时频波形分别如图 2(b) 和图 2(c) 所示。可见, 单一接收机的识别性能难以得到保证。

利用 SRSF 算法对上述 2 个接收机接收的信号进行处理, 其中信号时频集 \$\{T\_i \in \mathbf{R}^{n \times T\_f}\}\$ 矩阵均为 \$300 \times 60\$。为了兼顾稀疏表示质量和计算效率, 实验中子矩阵大小设为 \$8 \times 8\$。假设可能的信号为线性调频信号 (LFM)、非线性调频信号 (NLFM)、频率调制信号 (BFSK 或 QFSK) 和相位编码信号 (BPSK 或 QPSK) 6 类常用的脉冲压缩雷达信号, 训练时对各种信号样本进行训练, 训练向量集 \$V\$ 的初始原子个数为 9 120, 经过 K-SVD 训练后冗余字典 \$D\$ 的原子个数为 64。

由于待识别信号 \$X\_r = \text{STFT}(x\_r)\$ 的时频矩阵为 \$300 \times 60\$, 向量化 \$[\tilde{x}\_{r,1}^T, \tilde{x}\_{r,2}^T, \dots, \tilde{x}\_{r,k}^T]^T\$ 的数据点数为 18 000。实验中, SRSF 压缩后的数据点数设为 800, 可

以大幅地减少节点间的通信数据量, 同时较好地保证了信息完备性和识别性能.

经过稀疏融合后的信号如图 2(d) 所示. 需要说明的是, 为了直观地反映融合效果, 实验使用融合后的稀疏系数进行信号恢复, 但在实际中, SRSF 算法并不需要对信号进行恢复.

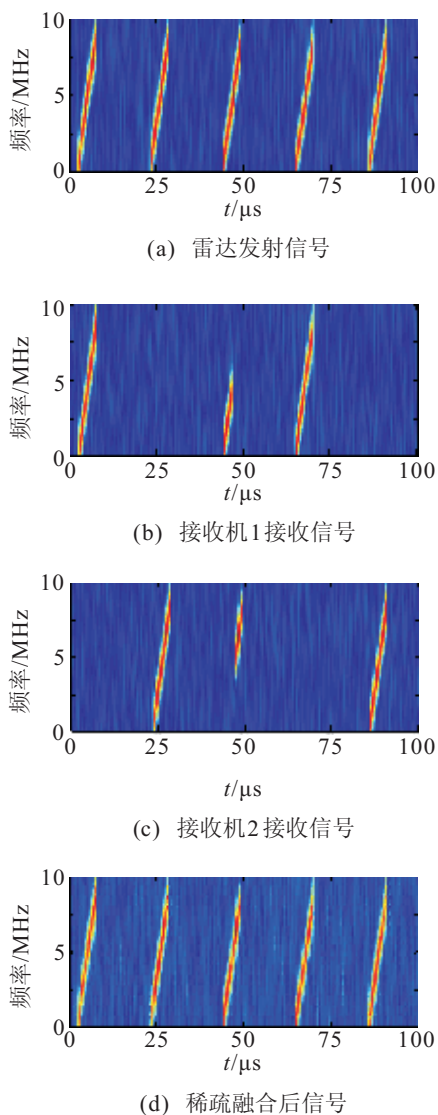


图 2 基于信号稀疏表示的雷达信号融合效果

### 3.2 识别性能对比

为了比较干扰下的识别性能, 建立脉冲缺失干扰的数学模型. 假设受干扰的信号脉冲为

$$s_i(k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \text{Arect}\left(\frac{k - iT_r}{\tau}\right) e^{j\varphi(k - iT_r)}, \quad 0 \leq i \leq N - 1. \quad (12)$$

其对应的缺失干扰为

$$I_{i_M}(k) = \frac{1}{\sqrt{N_M}} A_{i_M} \text{rect}\left(\frac{k - T_{i_M}}{\tau_{i_M}}\right) M_{i_M}, \quad 0 \leq i_M \leq M - 1. \quad (13)$$

其中:  $M$  为干扰脉冲个数;  $I_{i_M}(k)$  和  $s_i(k)$  在时间上满足  $T_{i_M} \geq iT_r$ ,  $T_{i_M} + \tau_{i_M} \leq iT_r + \tau$ , 在波形上满

足  $M_{i_M} = e^{j\varphi(k - iT_r)}$ , 在幅度上满足

$$\frac{1}{\sqrt{N}} A = -\frac{1}{\sqrt{N_M}} A_{i_M}.$$

为了量化脉冲干扰的严重程度, 对相对干扰点数  $\gamma$  进行定义.  $\gamma$  是指发射信号脉冲序列中受脉冲干扰影响的点数与总采样点数的比值, 根据上述脉冲缺失干扰模型, 有

$$\gamma = \frac{\sum_{i_M=0}^M \tau_{i_M} f_s}{n}. \quad (14)$$

其中  $f_s$  为采样频率. 下面以相对干扰点数  $\gamma$  和识别概率为指标检验算法性能, 实验假定有 2 个信号接收机, 分别对目标雷达进行侦测. 同一次接收中, 在信号的随机位置分别对 2 个接收机所接收的信号施加脉冲缺失干扰, 以模拟不同的信道误差. 实验数据库模拟文献 [14] 生成, 共含有 LFM、NLFM、BFSK、QFSK、BPSK 和 QPSK 六类常用的脉冲压缩雷达信号. 假设每类信号各有 20 个样本, 样本数据的信噪比为 30 dB, 这是因为训练一般非实时, 可以灵活选取信噪比较高训练样本. 在识别阶段, 设置信号功率与底噪功率之比为 20 dB, 并以此为基础加入上述脉冲缺失干扰, 使用识别概率作为性能指标测试不同干扰程度下的算法性能. 识别概率  $\beta$  定义为正确识别信号个数与信号总数之比. 设测试识别阶段目标辐射源发射脉冲串个数为  $N_S$ , 被正确识别的个数为  $N_T$ , 则有

$$\beta = N_T / N_S. \quad (15)$$

将 SRSF 算法与 D-S 证据融合算法<sup>[4-6]</sup>、多分辨率分析融合 (MT) 算法<sup>[7]</sup>进行对比, D-S 证据融合算法和多分辨率分析融合方法分别为典型的特征级融合和现有信号级算法. 由于 D-S 证据融合算法为决策级融合, 只能与基于特征的识别方法配合使用, 而稀疏分类为基于信号的识别方法, 两者无法衔接, 特征级融合中的识别算法选用文献 [14] 提出的 B-MLP (Bayesian multilayer perceptron) 算法. B-MLP 算法综合利用了目前广泛使用的多种信号特征, 抗噪声性能在基于特征的识别算法中较为突出, 具有代表性. 图 3 为单一传感器的稀疏识别 (SC) 平均性能、2 个传感器稀疏融合识别性能 (SRSF)、单一传感器 B-MLP 识别

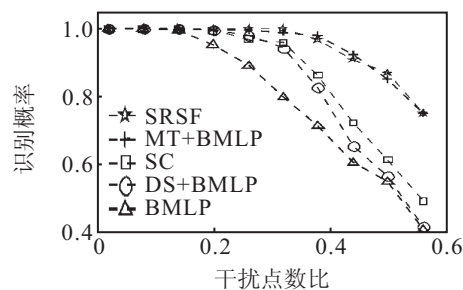


图 3 5 种算法比较结果

算法的平均性能(BMLP)、D-S证据融合算法并结合B-MLP算法的识别性能(DS-BMLP)、多分辨率分析方法(MT-BMLP)五种算法在相同条件下进行1000次Monte Carlo仿真的实验结果。

由图3可见:1)融合多传感器信息的识别性能优于单一传感器的识别性能;2)信号级融合由于信息损失较小,识别性能总体上优于决策级融合识别的性能;3)相对于B-MLP算法,稀疏分类方法的抗干扰能力更强;4)以多分辨率分析算法为代表的传统信号级融合方法虽然能够提升识别性能,但数据量过大,在实际中难以满足通信要求;5)SRSF算法一方面具备了信号级融合识别方法的信息利用率优势,保证了信息完备性和识别性能,另一方面大幅压缩了数据点数,能够适应节点间的通信要求,兼顾了识别性能和融合效率。

#### 4 结 论

为了充分利用雷达辐射源侦察资源,获取更为全面的目标辐射源信息,以提高复杂电磁信号环境下的雷达辐射源识别性能,融合多传感器的侦测信息进行识别是雷达辐射源识别领域重要的研究方向.针对这一需求,本文提出了一种基于信号稀疏表示的信号层雷达辐射源融合识别算法.该方法克服了现有融合算法难以兼顾信息完备性和节点通信容量的问题,既适应了节点间通信容量的要求,又减少了融合的信息损失,提高了雷达辐射源识别的有效性和稳定性,同时还提升了信号识别体系的整体性和互通性.此外,较低的信息维度能够适应分布式系统的发展趋势,为提升系统的抗毁性提供了可行方案。

#### 参考文献(References)

- [1] Manish G, Hareesh G, Arvind M. Electronic warfare: Issues and challenges for emitter classification[J]. Defence Science Journal, 2011, 61(3): 228-234.
- [2] Spezio A. Electronic warfare systems[J]. IEEE Trans on Microwave Theory and Techniques, 2002, 50(3): 633-644.
- [3] 何友,王国宏,关欣,等.信息融合理论及应用[M].北京:电子工业出版社,2010:3-15.  
(He Y, Wang G H, Guan X, et al. Information fusion theory with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010: 3-15.)
- [4] Farina A, Lombardo P, Marsella M. Joint tracking and identification algorithms for multisensor data[J]. IEE Proceedings of Radar Sonar Navigation, 2002, 149(6): 271-280.
- [5] 李楠,曲长文,平殿发,等.基于分布式传感器信息融合的辐射源识别[J].控制与决策,2010,25(12):1793-1798.  
(Li N, Qu C W, Ping D F, et al. Emitter identification based on distributed sensors information fusion[J]. Control and Decision, 2010, 25(12): 1793-1798.)
- [6] 沈阳,陈永光,李修和.雷达辐射源识别的多元信息融合算法研究[J].电子与信息学报,2007,29(10):2329-2332.  
(Shen Y, Chen Y G, Li X H. Multi-data fusion algorithm for radar emitter identification[J]. J of Electronics & Information Technology, 2007, 29(10): 2329-2332.)
- [7] Li S T, Yang B, Hu J. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion[J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 74-84.
- [8] Li Z X, Papsos S, Narayanan R M. Data-level fusion of multilook inverse synthetic aperture radar images[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(5): 1394-1406.
- [9] Ji Zheng-ping, Luciw M, Weng J, et al. Incremental online object learning in a vehicular radar-vision fusion framework[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(2): 402-411.
- [10] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [11] Wright J, Ma Y, Mairal J, et al. Sparse representation for computer vision and pattern recognition[J]. Proc of the IEEE, 2010, 98(6): 1031-1044.
- [12] Yang Bin, Li Shu-tao. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 884-892.
- [13] Levanon N, Mozeson E. Radar signals[M]. New York: John Wiley and Sons, 2004: 53-59.
- [14] Lundén J, Koivunen V. Automatic radar waveform recognition[J]. IEEE J of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(1): 124-136.

(责任编辑:郑晓蕾)