

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2016.01.004

引用格式:段沛沛,李辉. 压缩感知稀疏表示在雷达目标识别中的应用[J]. 电讯技术,2016,56(1):20-25. [DUAN Peipei,LI Hui. Application of compressed sensing and sparse representation in radar target recognition[J]. Telecommunication Engineering,2016,56(1):20-25.]

压缩感知稀疏表示在雷达目标识别中的应用*

段沛沛^{**1,2}, 李 辉²

(1. 西安石油大学 计算机学院,西安 710065;2. 西北工业大学 电子信息学院,西安 710029)

摘 要:高分辨距离像(HRRP)目标识别算法很多,在其利用高分辨距离像蕴含的目标结构信息的同时,也需要面对数据量巨大的难题。事实上,尽管高分辨距离像数据量巨大,但却是稀疏的,然而利用其稀疏特性进行识别的方法却不多。为此,提出了一种基于压缩感知稀疏表示方法实现目标识别的算法。该算法首先采用遗传正交匹配追踪(OMP)算法对一维距离像训练样本进行稀疏分解以获得类别字典,然后根据类别字典分析测试样本的重构误差实现目标识别。仿真实验证明,所提算法简捷、识别率更高,相较于常规算法识别率提高最多可达 20%,并且在受到噪声干扰情况下依然能够稳健地识别目标。

关键词:雷达目标识别;高分辨距离像;压缩感知;稀疏表示;正交匹配追踪;遗传算法

中图分类号:TN959.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2016)01-0020-06

Application of Compressed Sensing and Sparse Representation in Radar Target Recognition

DUAN Peipei^{1,2}, LI Hui²

(1. School of Computer Science, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China;
2. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710029, China)

Abstract:There are many radar target recognition algorithms for high resolution range profile(HRRP). All of them use the target structure information embedded in HRRPs. However, it is difficult to extract and analyze such vast amounts of data. In fact, HRRPs are sparse, but less of radar target recognition algorithms employ the sparseness of HRRPs. Thus, a fast sparse representation algorithm in compressed sensing(CS) theory is applied to radar target recognition. First, an orthogonal matching pursuit(OMP) based on genetic algorithm(GA) is used to analyze the training samples and product taxonomic dictionaries quickly. Then, reconstruction errors of some testing samples are calculated so to recognize the targets. The simulations show that this algorithm has the advantages of conciseness, higher recognition rate and good robustness. Compared with some conventional methods, the proposed algorithm can increase recognition rate up to 20%.

Key words:radar target recognition; high resolution range profile; compressed sensing; sparse representation; orthogonal matching pursuit; genetic algorithm

1 引 言

随着信息技术的进步,武器装备也向着实时化、精确化等方向演进,在这样的背景下,具有高距离分辨力的雷达应运而生。由此类雷达取得的高分辨距

* 收稿日期:2015-06-23;修回日期:2015-09-06 Received date:2015-06-23;Revised date:2015-09-06
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61571364)
Foundation Item:The National Natural Science Foundation of China(No. 61571364)
** 通信作者:hello_pei@126.com Corresponding author:hello_pei@126.com

离像(High Resolution Range Profile, HRRP),因其能够提供精细的目标距离向几何结构信息而受到了广泛关注^[1-2]。

目前已有不少学者就高分辨距离像在雷达目标识别中的应用进行了研究,并提出了很多算法。比如,基于散射点中心提取法的对系统误差和环境加性噪声分布假设可松弛算法^[3],利用一维距离像高阶谱的平移不变特征进行识别的双谱法^[4-5],利用距离像样本在特征子空间投影得到的子像进行识别的线性辨别分析、主分量分析方法^[6-7]等。这些算法行之有效且各具特点,不过就实现方法而言,多是基于识别过程中提取的稳定特征进行识别。虽然高分辨距离像易于获取且包含目标诸多细节信息,但要从获取稳定特征信息却必须面对数据量过大的难题。可是,即便 HRRPs 的描述过程很多,在某一时刻,雷达观测到的物理过程却十分有限,因而完全可以利用 HRRPs 的稀疏性对其进行压缩^[2]。

对于广受关注的信息获取理论压缩感知而言,信号的稀疏表示可以视为其理论研究的重要步骤^[8-9],其中涉及的稀疏矩阵研究逐渐由固定的正交基矩阵向着能够更好地应对复杂特征信号的过完备冗余字典过渡。研究表明,采用冗余字典中少数原子对信号进行稀疏表示的方法,有利于发掘信号的潜在信息。在雷达目标识别应用中,稀疏表示的研究重点在于如何从接收到的回波数据中提取精确的目标特征信息^[10]。文献[11-12]中曾尝试将此类方法应用于雷达目标识别,虽然能够较好地对信号进行稀疏表示,但其采用字典的构造过程却很复杂,计算量、存储量均较大。为此,本文将采用更易构造、求取的冗余字典,基于压缩感知稀疏表示方法完成雷达目标信号的特征提取,进而实现目标识别。

2 压缩感知稀疏表示理论

随着信号分析、处理方法的不断进步,人们不再满足于传统数据降维方法的效果,压缩感知理论^[9]给稀疏或可压缩信号的数据降维提供了新的思路。使用此类方法可以将一组具有稀疏特性的高维信号基于特定的矩阵投影到一个低维空间上,进而实现数据压缩^[10]。具体来讲,需从冗余字典和改进的正交匹配追踪算法两个方面着手。

2.1 冗余字典

构造特性良好的冗余字典的方法很多,为了满足易于求取且能较好表达信号的要求,本文选用

Gabor 字典^[13-15],该字典中原子 g_γ 表述为

$$g_\gamma(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) \cos(vt+w), \quad (1)$$

$$g(t) = e^{-\pi t^2}. \quad (2)$$

式中: $\gamma = (s, u, v, w)$, 具体而言, 参数 s 为尺度因子, 参数 v 为原子的频率, 参数 w 为原子的相位, 参数 u 为位移因子。对参数 (s, u, v, w) 精细采样, 并将其代入式(2)就能求得具体的 Gabor 字典, 采样方法为

$$\gamma = (\alpha^j, p\alpha^j \Delta u, k\alpha^j \Delta v, i\Delta w).$$

式中: $\alpha = 2$; $\Delta u = 1/2$; $\Delta v = \pi$; $\Delta w = \pi/6$; $0 < j \leq \ln N$; $0 \leq p \leq N \cdot 2^{-j+1}$; $0 \leq k \leq 2^{j+1}$; $0 \leq i \leq 12$; N 为信号长度。

2.2 改进的正交匹配追踪算法

假设雷达一维高分辨距离像信号为 $f(n)$, $D = \{g_\gamma\}_{\gamma \in \Gamma}$ 为 Gabor 冗余字典, 这里的 g_γ 为归一化的原子。常规正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[16-17]具体流程如下:

初始化: $f_0 = 0, R_0 f = f, D_0 = \{\}, g_{\gamma_0} = 0, \alpha_0^0 = 0, k = 0$;

(1) 计算 $\{\langle R_k f, g_{\gamma_k} \rangle; g_{\gamma_k} \in D\}$, 其中 D 为前述 Gabor 字典, $R_k f$ 为 k 次分解后得到的信号残量;

(2) 在字典中寻找下个原子 $g_{\gamma_{k+1}}$, 使得

$$|\langle R_k f, g_{\gamma_{k+1}} \rangle| \geq \alpha \sup_j |\langle R_k f, g_{\gamma_j} \rangle|, 0 < \alpha \leq 1;$$

(3) 如果 $|\langle R_k f, g_{\gamma_{k+1}} \rangle| < \delta$, ($\delta > 0$), 流程中止;

(4) 应用 $k+1$ 到 n_{k+1} 的排列互换, 重新对原子库 D 中的原子排序;

(5) 计算 $\{b_n^k\}_{n=1}^k$, 使得 $g_{k+1} = \sum_{n=1}^k b_n^k g_{\gamma_n} + \gamma_k$ 和 $\langle \gamma_k, g_{\gamma_n} \rangle = 0, n = 1, 2, \dots, k$;

(6) 设置 $a_{k+1}^{k+1} = \alpha_k = \|\gamma_k\|^{-2} \langle R_k f, g_{\gamma_{k+1}} \rangle$, $a_n^{k+1} = a_n^k - \alpha_k b_n^k, n = 1, 2, \dots, k$, 接着更新信号和原子库 $f_{k+1} = \sum_{n=1}^{k+1} a_n^{k+1} g_{\gamma_n}, R_k f = f - f_{k+1}, D_{k+1} = D_k \cup \{g_{\gamma_{k+1}}\}$;

(7) 设置 $k \leftarrow k+1$, 重复步骤 1 ~ 7。

在雷达目标识别过程中, 即便使用了高分辨距离像信号的稀疏性, 也依然面临降低计算量的问题。为了进一步提高运算效率, 将引入遗传算法(Genetic Algorithm, GA)对常规算法进行改进^[18]。就 Gabor 字典而言, 知道其结构参数就能通过式(1)和式(2)求得相应的原子, 所以原子的寻优过程其实就是结构参数寻优的过程。遗传算法改进的正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit based on Genetic Algorithm, GAOMP)将以字典中原子的结构参数作为个体基因, 组成初始种群, 构造字典原子, 并根据式(3)中的信号残差与原子内积的绝对值求取适应度:

$$fitness = | \langle R_k x, g_{y_k} \rangle | . \tag{3}$$

适应度数值的大小将用于确定个体优劣与取舍。随后,经过交叉、变异若干代的进化,最终搜索出最优原子,具体流程如图 1 所示。

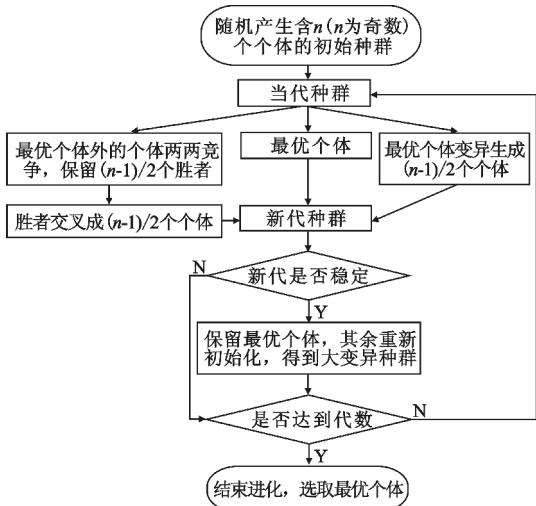


图 1 GAOMP 算法实现流程图
Fig. 1 GAOMP algorithm flow chart

虽然是 OMP 算法的优化,但 GAOMP 算法运算过程中仍存在大量的迭代及内积运算,且迭代次数与稀疏度及样本个数密切相关。不过,由于 GAOMP 引入了寻优机制,而且算法中的内积运算采用基于互相关运算的快速算法,因此,相较于常规 OMP 算法,优化算法的复杂度有所下降,进而减少了运算时间。

在本文的仿真中发现,当遗传代数为 35 时,GAOMP 算法具有较高的进化精度,既能适当降低计算量,还能有效提高最佳原子的搜索效率。

3 目标识别过程

对于雷达 HRRP 数据而言,雷达发射功率、目标距离甚至电波传播等因素均可能引起其幅度变化^[1]。为了避免因此造成的识别效果下降,首先用幅度 l_2 范数归一化数据进行处理以消除不良影响,然后再进行识别。整个雷达一维距离像目标识别过程将分为两个阶段进行,即训练阶段和测试阶段。

3.1 训练阶段

在训练阶段中,将通过训练样本进行稀疏表示来求取不同目标的类别字典。假设 HRRP 训练样本包含 L 类目标 $Y_l \in R^{n \times N_l} (l=1,2,\cdots,L)$,类别字典求取过程如下。

(1)构造基于原子结构的 Gabor 字典

首先,根据字典原子表达式(1)和式(2),并将其中的时频参数离散化构造常规的 Gabor 字典 D 。

(2)求取样本类别字典

采用 GAOMP 算法实现 HRRP 训练样本 $Y_l \in R^{n \times N_l} (l=1,2,\cdots,L)$ 的稀疏表示,得到一组用于表示 Y_l 的最优原子,构成类别字典 $D_l (l=1,2,\cdots,L)$ 。

3.2 测试阶段

假设测试样本为 $y, D_l (l=1,2,\cdots,L)$ 为训练阶段求得的类别字典, $\varphi_l (l=1,2,\cdots,L)$ 为测试样本基于各类别字典进行分解所得的稀疏表示系数, T^* 为稀疏度系数,测试步骤如下。

(1)稀疏分解

根据信噪比确定稀疏度系数 T^* ,然后基于不同类别字典 $D_l (l=1,2,\cdots,L)$ 用 GAOMP 算法求取测试信号的稀疏表示系数 $\varphi_l (l=1,2,\cdots,L)$ 。

实际上,稀疏分解效果会受信噪比影响,当信噪比增大时,从字典中选用更多原子信号对信号进行表述,能降低重构误差,提高识别率。为此,仿真中稀疏度系数选取遵循在信噪比较高时选择较大值,反之则选择较小值的基本规则。

(2)目标类别判定

如果测试信号与选用的类别字典不同类,那么重建信号必然与原始信号相差较大,因此,可以尝试用重建误差作为类别判定的依据。假设测试样本数据为 $y, \hat{x}$ 为去除噪声后的样本信号,有

$$\begin{cases} y = \hat{x} + n \\ \hat{x} = D_l \varphi_l + e_l \end{cases}, l=1,2,\cdots,L. \tag{4}$$

式中: n 是噪声项; e_l 为重构信号误差项。实际上,求解式(4)中的 $\hat{x}$ 可以转化为二次规划问题^[11]:

$$\hat{x} = \arg \min_x \lambda \| x - y \|_2^2 + \| D_l \varphi_l - x \|_2^2. \tag{5}$$

式中: λ 为正则化参数,仅与噪声程度相关 ($\lambda \propto 1/\sigma$, σ 为噪声均方差)。这类二次规划问题存在解:

$$\hat{x} = \frac{D_l \varphi_l + \lambda y}{\lambda + 1}. \tag{6}$$

由于信号的重构误差为

$$\| e_l \|_2 = \| D_l \varphi_l - \hat{x} \|_2, \tag{7}$$

将式(6)代入式(7),可得

$$\| D_l \varphi_l - \hat{x} \|_2 = \frac{\lambda}{\lambda + 1} \| D_l \varphi_l - y \|_2. \tag{8}$$

本文使用的算法的重建误差可以等效为

$$\| e_l \|_2 = \| y - D_l \varphi_l \|_2, \tag{9}$$

样本类别判定方法为

$$l^* = \arg \min_l \| e_l \|_2, l=1,2,\cdots,L. \quad (10)$$

根据式(8)可以看出,相同信噪比、 λ 相等情况下,在进行一维距离像目标识别时,依据式(9)和式(10)进行目标类别判定的分类方法其实等效于基于最小重建误差的分类方法^[11]。

4 仿真分析

4.1 仿真数据说明

仿真环境为 Windows 7 系统, CPU 频率为 1.5 GHz,内存 2 GB, 仿真软件为 MATLAB 2011b。仿真中用到 3 类飞机目标(B-1b、B-52、F-15 型)的 HRRP 仿真数据,数据设定为雷达中心频率为 10 GHz,带宽 1.4 GHz,方位角 0°~30°,方位间隔为 0.1°,目标俯仰角为 0°和 3°,仿真中姿态角及横滚角都为 0°。3 类飞机目标参数如表 1 所示。

表 1 仿真目标参数

Tab. 1 Target parameters in the simulation		
机型	机长/m	翼展/m
B-1b	46.17	21.84
B-52	49.05	56.40
F-15	19.45	13.00

实验过程中将从距离像仿真数据的前半段抽取 256 维训练样本,而测试样本将从距离像仿真数据的后半段抽取。另外,为了便于分析噪声对算法的影响,实验时将在测试样本中加入白噪声,模拟不同信噪比的情况。

4.2 仿真分析

4.2.1 训练仿真

训练阶段中将采用 Gabor 冗余字典及 GAOMP 算法来求取各目标的类别字典,用于后续的目标判定。在此之前,先就不同算法在分解同一信号时的迭代收敛性进行对比。

图 2 中采用不同稀疏分解算法对同一组高分辨距离像信号进行分解。可以看出,GAOMP 算法在迭代 10 次左右时就与其余两者有较明显的差别,而 MP 与 OMP 算法则要到 15 次之后才开始有较大区别。随着迭代次数增加,各算法所得残差信号逐渐减小,但收敛速度各不相同,当迭代次数达到一定程度后,各算法的收敛性改变将趋于平缓。可是大的迭代次数并不能带来稀疏分解精度的明显改善,却会大幅增加运算量,所以必须合理选择迭代次数。就这 3 种算法性能而言,在精度要求相同的情况下,由于 GAOMP 算法利用了遗传算法的寻优和 OMP

算法精确分解的特点,其迭代次数最少、收敛最快、效率最高。就 OMP 算法而言,由于其在分解的每一步对所选择的全部原子进行了正交化处理,因而相较于 MP 算法其收敛速度更快。收敛速度的不同必然带来稀疏分解运算时间上的差异。就本文仿真而言,如果以 OMP 算法的分解速度为基准,那么 GAOMP 算法分解速度将提高约 4.24 倍。

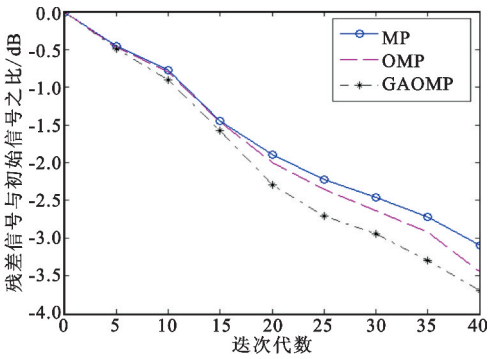


图 2 3 种稀疏分解算法迭代收敛性比较
Fig. 2 Comparison of the iterative convergence among three sparse decomposition algorithms

4.2.2 测试仿真

前一阶段生成的类别字典将在测试阶段用于目标识别。图 3 中分析了对同一目标采用相同冗余字典、不同稀疏分解算法进行目标识别时的效果。

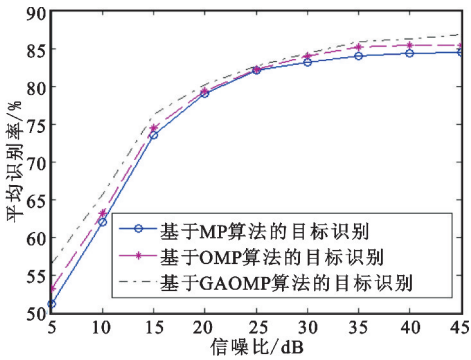


图 3 基于不同稀疏分解算法的识别效果比较
Fig. 3 Comparison of radar target recognition results based on different sparse decomposition algorithms

从识别性能来看,基于不同稀疏分解算法取得的识别效果有一定差异,其中基于 MP 算法的识别效果相对较差,而采用 OMP 算法实现的目标识别效果较好,不过随着信噪比的增大,3 种算法均呈现了稳定的识别效果。效果最好的 GAOMP 算法因为 GA 算法的引入,故能更好地从字典中选出最优原子,准确地构造类别字典,为后续的识别过程打下了良好的基础。结合图 1 可知,采用上述分解算法进行目标识别时,以 GAOMP 算法的分解速度最快,取

得的类别字典最优,实现目标识别的效果也最好。

相比同类目标识别算法,不同类型目标识别算法的实现原理各异,识别效果自然差异更大。图4中比较了基于 Gabor 冗余字典和 GAOMP 的识别算法以及基于最大相关系数法 (Maximum Correlation Coefficient, MCC)、基于支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 分类器、基于最近邻分类器 (Nearest Neighbor Classifier, NNC) 的目标识别效果。

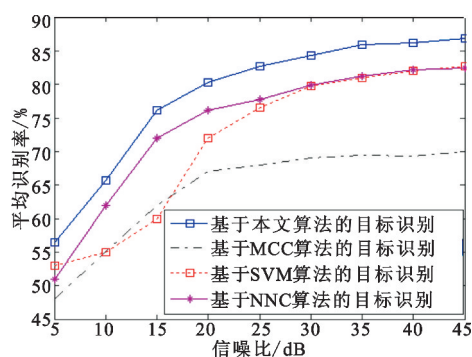


图4 基于不同目标识别算法识别效果比较

Fig.4 Comparison of radar target recognition results based on different algorithms

如图4可见,当信噪比较低时,几种算法的识别率均较低,即便如此,本文算法与其他几种算法相比依然能保证较高的识别率。随着信噪比增大,各种算法的识别率都有所增加,不过,本文算法的抗噪性能更好,识别效果也最好。

5 结束语

由于高分辨距离像中包含了目标结构信息,所以针对其进行研究的目标识别算法很多。常规算法更为关注高分辨距离像中蕴含的目标特性,很少考虑此类信号的稀疏特性,事实上,对该特性的合理利用也会改善目标识别性能。

本文讨论的算法将压缩感知中的稀疏表示方法应用于具有稀疏特性的一维距离像目标识别。相较于同类算法,本文基于一类不受正交性限制且更易求取和存储的冗余字典,采用遗传算法改进的 OMP 算法对一维距离像进行稀疏分解,提高了分解效率,同时优化了信号的稀疏表示,改善了雷达目标的特征提取精度。相较于不同类型算法,将压缩感知稀疏表示思路引入目标识别,不仅降低了运算量,而且识别效果良好。仿真实验表明,利用高分辨距离像的稀疏特性,基于压缩感知稀疏表示实现雷达目标识别的方法识别效果良好,性能稳健,即便在信噪比不高情况下依然能保证较高识别率。

参考文献:

- [1] 柴晶. 雷达高分辨距离像目标识别的拒判算法和特征提取技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2010.
CHAI Jing. Study of rejection algorithm and feature extraction technique on radar HRRP target recognition[D]. Xi'an:Xidian University,2010. (in Chinese)
- [2] 孟路稳,周沫,曾浩,等. 高分辨雷达目标回波信号模拟与分析[J]. 电讯技术,2014,54(10):1396-1400.
MENG Luwen, ZHOU Mo, ZENG Hao, et al. Simulation and analysis of target echo signal of high-resolution radar [J]. Telecommunication Engineering, 2014, 54 (10) : 1396-1400. (in Chinese)
- [3] LI J, STOICA P. Efficient mixed-spectrum estimation with application to feature extraction[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 42(2):281-295.
- [4] JOUNY I, GARBER F D, MOSES R L. Radar target identification using the bispectrum: a comparative study[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1995, 31(1):69-77.
- [5] CHANDRAN V, ELGAR S L. Pattern recognition using invariants defined from higher order spectra one dimensional inputs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(1):205-212.
- [6] 周代英. 雷达目标一维距离像识别研究[D]. 成都:电子科技大学,2001.
ZHOU Daiying. Study on recognition of radar target using range profiles[D]. Chengdu:University of Electronic Science and Technology of China,2001. (in Chinese)
- [7] 刘本永. 子空间法雷达目标一维像识别研究[J]. 电子信息学报,2004,26(7):1137-1143.
LIU Benyong. Subspace method of radar target recognition using range profiles[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2004, 26(7):1137-1143. (in Chinese)
- [8] 邹建成,车冬娟. 信号稀疏表示方法研究进展综述[J]. 北方工业大学学报,2013,25(1):1-4.
ZOU Jiancheng, CHE Dongjuan. Research on signal sparse representation[J]. Journal of North China University of Technology, 2013, 25(1):1-4. (in Chinese)
- [9] TSAIG Y, DONOHO D L. Extensions of compressed sensing[J]. Signal Processing, 2006, 86(3):549-571.
- [10] DANIELE B, MARK D P. Learning dictionaries for sparse approximation using iterative projections and rotations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(8):2055-2065.
- [11] FENG B, DU L, LIU H W, et al. Radar HRRP target recognition based on K-SVD algorithm[C]//Proceedings of 2011 IEEE CIE International Conference on Radar. Chengdu:IEEE, 2011:642-645.
- [12] 王彩云,孔一荃. 基于稀疏表示字典优化的雷达高分辨距离像目标识别[J]. 南京航空航天大学学报, 2013, 45(6):837-842.
WANG Caiyun, KONG Yihui. Radar high resolution

range profile target recognition based on sparse representation of dictionary optimized[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics,2013,45(6): 837-842. (in Chinese)

[13] WANG X W, WANG H Z. Application of sparse time-frequency decomposition to seismic data[J]. Applied Geophysics,2014,11(4):447-458.

[14] YANG M, ZHANG L, SIMON C K, et al. Gabor feature based robust representation and classification for face recognition with Gabor occlusion dictionary[J]. Pattern Recognition,2013,46(7):1865-1878.

[15] 曾军英,甘俊英,翟懿奎. Gabor 字典及 l_0 范数快速稀疏表示的人脸识别算法[J]. 信号处理,2013,29(2):256-261.

ZENG Junying, GAN Junying, ZHAI Yikui. Face recognition based on fast sparse representation of Gabor dictionary and l_0 norm[J]. Journal of Signal Processing, 2013,29(2):256-261. (in Chinese)

[16] TROPP J, GILBERT A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.

[17] MASHUD H, KAUSHIK M. An improved smoothed l_0 approximation algorithm for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2010,58(4): 2194-2205.

[18] GAO Q, DUAN C D, FANG X B, et al. A study on matching pursuit based on genetic algorithms[C]//Proceedings of 2011 IEEE Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. New York:IEEE,2011:283-286.

作者简介:



段沛沛(1980—),女,河南人,2005 年于西安电子科技大学电子工程学院获硕士学位,现为博士研究生、讲师,主要研究方向为雷达数据处理、雷达信号处理、模式识别;

DUAN Peipei was born in Henan Province, in 1980. She received the M. S. degree from Xidian University in 2005. She is now a lecturer and currently working toward the Ph. D. degree. Her research concerns radar data processing, radar signal processing and pattern recognition.

Email:hello_pei@126.com

李 辉(1968—),男,陕西人,2006 年于西北工业大学获系统工程专业博士学位,现为教授、博士生导师,主要研究方向为雷达目标跟踪与识别、通信信号处理、航空电子综合系统仿真、多传感器信息融合等。

LI Hui was born in Shaanxi Province, in 1968. He received the Ph. D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2006. He is now a professor and also the Ph. D. supervisor. His research concerns radar target tracking and recognition, communication signal processing, multisensor data fusion, etc.



关于《电讯技术》栏目调整的通知

为了体现本刊特色,更好地发挥栏目的作用和影响,在综合分析 2015 年各栏目论文情况的基础上,经编辑部研究决定,从 2016 年 1 月起,取消“共用技术”栏目,相关论文并入“电子与信息工程”栏目,其余栏目保持不变。调整后的栏目名称及其内容如下:

(1)应用基础与前沿技术(Applied Fundamental Research and Advanced Technology)

涉及电子与信息领域的应用基础研究(为了实现某一特定的或具体的应用目的或目标而获取应用原理、规律的新知识所进行的独创性研究)和前沿技术研究(高技术领域中具有前瞻性、先导性和探索性的重大技术研究)方面的论文。主要包括国家自然科学基金、国家重大科技专项、国家重点研发计划等项目,以及各级重点实验室产出的论文。

(2)电子与信息工程(Electronics and Information Engineering)

涉及综合电子信息系统、通信与数据链、飞行器测控通信、导航与定位、卫星应用、情报与侦察监视、雷达与制导、目标识别、网络电磁空间、电子战与赛博战、互联网与物联网、大数据与云计算、自主化与智能化、微系统、系统健康管理,以及毫米波、太赫兹、光电子、微波光子学、量子等领域的研究与开发论文;电子与信息系统测试、标校、应用等方面的论文;电子产品的工业设计、制造工艺、标准化、计量检测、可靠性、维修性、保障性、测试性、安全性、环境适应性、电磁兼容性、软件工程、新材料与新器件应用等方面的论文。

(3)综述与评论(Summarization and Review)

涉及电子与信息工程领域技术发展方面的综述与述评类论文。

(4)简讯(News in Brief)

发布与《电讯技术》及编辑部有关的简讯。