

基于稀疏表示字典优化的雷达高分辨 距离像目标识别

王彩云¹ 孔一荟²

(1. 南京航空航天大学航天学院, 南京, 210016; 2. 南京航空航天大学电子信息工程学院, 南京, 210016)

摘要:提出一种基于 K-SVD 算法的优化自适应字典学习算法——相关性压缩分步 K-SVD (Coherence reduced stagewise K-SVD, CRSK-SVD) 算法, 并将其应用于雷达高分辨距离像 (High-resolution range profile, HRRP) 目标识别。在该算法中, 首先依据对字典原子使用效率的判断, 自适应地删除冗余原子, 添加更有效的原子; 然后, 通过限制原子间的互相关系数不超过设定阈值, 删除部分原子, 从而进一步缩减字典规模。相比于传统的识别算法, 应用文中算法生成的字典规模更小, 对原子的使用效率更高。另外, 算法具有更好的识别性能, 对噪声的鲁棒性更强。仿真实验验证了算法的有效性。

关键词:信号与信息处理; 字典学习; 稀疏表示; 高分辨距离像 (HRRP); 雷达自动目标识别 (RATR); K-SVD

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2013)06-0837-06

Radar High-Resolution Range Profile Target Recognition Based on Sparse Representation of Dictionary Optimized

Wang Caiyun¹, Kong Yihui²

(1. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China;

2. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics

& Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: An improved adaptive dictionary learning method based on K-SVD algorithm, called coherence reduced stage-wise K-SVD (CRSK-SVD) is proposed, and it is applied to radar high-resolution range profile (HRRP) target recognition. In this method, the redundant atoms are trimmed and more efficient atoms are added adaptively according to the efficiency. Some atoms with high repeatability are picked out by restricting the threshold of the coherence between atoms, and some others are deleted to reduce the size of the dictionary. Compared with the regular HRRP target recognition methods, the dictionaries produced by CRSK-SVD are more compact. Furthermore, the method has a higher recognition rate and is more robust to the noise. Experiments based on simulated HRRP datasets prove the feasibility of the method.

Key words: dictionary learning; sparse representation; high-resolution range profile (HRRP); radar automatic target recognition (RATR); K-SVD

雷达高分辨距离像 (High-resolution range profile, HRRP) 是利用宽带雷达信号获取的目标散射点子回波在雷达视线方向上投影的矢量和。

它包含目标尺寸、散射点分布等重要的结构信息, 且易于获取、存储和处理, 被广泛用于雷达自动目标识别 (Radar automatic target recognition, RA-

基金项目: 国家自然科学基金(61301211)资助项目。

收稿日期: 2013-08-15; 修订日期: 2013-10-15

通信作者: 王彩云, 女, 副教授, 1975 年出生, E-mail: wangcaiyn@nuaa.edu.cn。

TR)等领域^[1-2]。近年来,随着雷达信号处理理论和技术的进步,以及雷达目标探测在军事战略中的应用需求,基于雷达 HRRP 的目标识别得到了广泛的关注^[3-5]。

文献[6~8]在信号分解与逼近理论的基础上,提出了压缩感知(Compressed sensing, CS)理论。2010年,Candes等人^[9]又在此基础上推广了稀疏分解理论,在视觉和图像处理等领域引起了很大关注^[10-12]。该理论指出,通过寻找可压缩信号在某字典下的最佳线性组合,可以实现原信号的高精度逼近。雷达 HRRP 正是一种稀疏信号,尽管其维度很高,但瞬间包含的物理过程很少,可以用稀疏分解算法进行压缩。文献[13]提出了 K-SVD 算法,它是一种基于聚类思想的 K 次奇异值分解算法,是 K 均值(K-means)算法在字典学习领域的推广。它在图像去噪、重构等方面有非常优异的表现^[14]。冯博等^[15]将其应用于雷达高分辨距离像的目标识别,得到了较好的识别效果。文献[16]在 K-SVD 算法的基础上提出了应用于字典和分类器学习的 K-SVD(Discriminative K-SVD, DK-SVD)算法。然而,字典学习算法目前主要被应用于图像处理领域,在雷达 HRRP 目标识别领域的应用仍较少。因而,文中将对字典学习应用于雷达 HRRP 目标识别领域的研究,很有实用意义。

通过分析 K-SVD 算法训练得到的字典发现,虽然算法中包含了自适应学习的过程,但缺少对字典原子使用效率的分析,这导致字典中存在不少冗余原子,并造成了存储空间的浪费以及计算量的增加。文中提出了一种新颖的基于字典优化的稀疏表示算法——相关性压缩分步 K-SVD(Coherence reduced stagewise K-SVD, CRSK-SVD)算法。在该算法中,通过检测字典中原子的使用效率,逐步删除稀疏分解中贡献较小的原子,同时针对部分重建误差较大的信号添加新的原子。最后通过限制原子间的最大相关系数,进一步压缩字典维度。基于仿真数据的 HRRP 目标识别实验表明,通过该方法生成的字典规模远小于传统的 K-SVD 算法,且具有更好的识别性能和鲁棒性。

1 字典学习

1.1 稀疏分解

为了描述稀疏表示中的字典学习问题,给定线性模型 $\mathbf{D}\mathbf{X}=\mathbf{Y}$,其中字典 $\mathbf{D}\in\mathbf{R}^{n\times N}$ ($n<N$) (\mathbf{D} 为行满秩矩阵, n 为信号维数, N 为原子数),信号矩阵 $\mathbf{Y}\in\mathbf{R}^{n\times M}$,稀疏矩阵 $\mathbf{X}\in\mathbf{R}^{N\times M}$ 。由于 $n<N$,显

然 $\mathbf{D}\mathbf{X}=\mathbf{Y}$ 是一个欠定系统,可以通过求解以下优化问题得到信号的稀疏表示 $\mathbf{x}\in\mathbf{R}^N$

$$\min_x \|\mathbf{y}-\mathbf{D}\mathbf{x}\|_2^2 \quad \text{s. t. } \|\mathbf{x}\|_0 \leq T \quad (1)$$

式中: $\|\cdot\|_0$ 为 l_0 范数,表示向量中非零元素的个数; T 为稀疏分解的稀疏度。要精确求解这一 NP 难问题并不容易,需要遍历所有可能解,这在计算量上是难以实现的。目前解决这一问题的方法总体来说可以分为两类:一类是松弛算法,典型的有基追踪算法^[17]等;另一类是贪婪算法,例如匹配追踪算法^[18]、正交匹配追踪算法(Orthogonal matching pursuit, OMP)^[19]等。

对于字典 \mathbf{D} ,可以预先指定或根据信号样本自适应学习得到。通常预先指定的超完备字典,可以利用离散傅里叶变换、离散余弦变换、小波等方法来构建。这一类构建方法虽然简单,但不能很好地反应观测信号的特性。而由自适应学习得到的字典更加符合观测信号的结构,常见的方法有最优方向法(Method of optimal direction, MOD)、K-SVD 等。

1.2 基于 K-SVD 算法的字典学习

K-SVD 算法是一种自适应迭代算法,它可以在严格的稀疏度约束下得到信号的最佳稀疏表示。该方法交替于稀疏求解和字典更新两个阶段,直至满足终止条件,具体步骤如下:

(1)初始化:初始字典 $\mathbf{D}^{(0)}\in\mathbf{R}^{n\times N}$,训练样本 $\mathbf{Y}\in\mathbf{R}^{n\times M}$ 。令 $i=0$, $\mathbf{X}=\mathbf{0}$,确定迭代次数上限 I ;

(2)稀疏编码:利用 OMP 算法计算训练样本的稀疏系数矩阵 $\mathbf{X}^{(i)}$

$$\min_X \|\mathbf{Y}-\mathbf{D}^{(i)}\mathbf{X}^{(i)}\|_F^2 \quad \text{s. t. } \|\mathbf{x}_n^i\|_0 \leq T \quad n \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

(3)字典学习

$$\begin{aligned} \|\mathbf{Y}-\mathbf{D}^{(i)}\mathbf{X}^{(i)}\|_F^2 &= \|\mathbf{Y}-\sum_{j=1}^N \mathbf{d}_j^{(i)}\mathbf{x}_T^{j(i)}\|_F^2 = \\ &= \|\mathbf{Y}-\sum_{j \neq k} \mathbf{d}_j^{(i)}\mathbf{x}_T^{j(i)}-\mathbf{d}_k^{(i)}\mathbf{x}_T^{k(i)}\|_F^2 = \\ &= \|\mathbf{E}_k-\mathbf{d}_k^{(i)}\mathbf{x}_T^{k(i)}\|_F^2 \end{aligned} \quad (3)$$

$$\mathbf{E}_k = \mathbf{U}_k \Delta_k \mathbf{V}_k^T \quad (4)$$

利用 K 步 SVD 更新原子:用 \mathbf{U}_k ($k=1, 2, \dots, K, K=N$) 的第一列替代字典原子 $\mathbf{d}_k^{(i+1)}$;

(4)令 $i=i+1$ 。若满足 $\|\mathbf{Y}-\mathbf{D}^{(i)}\mathbf{X}^{(i)}\|_F^2 \leq \epsilon_0$ 或 $i=I$,则终止迭代,输出字典 \mathbf{D}^* ;否则转到(2)。

其中 $\mathbf{D}^{(i)}$, $\mathbf{X}^{(i)}$ 分别为第 i 次迭代时的字典和稀疏系数矩阵; \mathbf{x}_T^k 表示 \mathbf{X} 的第 k 行。算法的迭代终止的条件可以由重建误差 ϵ_0 或迭代次数上限 I 确定。与预先指定的字典相比,由此获得的类别字

典充分地体现了信号样本的结构特性,在同样的误差条件限制下,基于自适应字典的稀疏求解时间更短。但是这一方法对初始值的设定依赖性很强^[20],同时所生成的字典有一定的冗余性,可以进一步压缩。因此,本文提出了一种基于 K-SVD 算法的新方法,即 CRSK-SVD 算法。

2 基于 CRSK-SVD 算法的字典学习

在稀疏分解阶段,维度较大的字典重建效果优于维度较小的字典。然而在实际应用中,字典的规模并不是越大越好,这会增加存储代价和计算复杂度。在众多的字典学习算法中,对字典的原子个数 N 并没有统一的限制条件,通常是根据经验判断或实验探索得到。如何更好地确定字典规模,这一问题尚无很好的解决方法。

常规的字典学习算法,例如 K-SVD、MOD 等,虽然都可以根据信号样本学习产生相应的字典,但仍存在以下几个问题:(1)没有考虑到原子的使用效率,未对字典的规模做出相应的调整,这样会造成存储空间的浪费;(2)算法只约束样本整体的重建误差,未针对部分重建效果较差的样本分析,延长了字典学习的运行时间。本文提出的 CRSK-SVD 算法针对这些问题进行改进。该方法在 K-SVD 算法的基础上,能够自适应地对原子个数有效地增减。CRSK-SVD 算法在 K-SVD 算法的字典学习阶段作了如下改进:

(1)删除多余的原子。经过稀疏分解处理后,重建后的信号样本为

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{D}\mathbf{X} = [\mathbf{d}_1 \mathbf{d}_2 \mathbf{d}_3 \cdots \mathbf{d}_N] [\mathbf{x}_1 \mathbf{x}_2 \mathbf{x}_3 \cdots \mathbf{x}_N]^T \quad (5)$$

式中: \mathbf{d}_i 为字典原子; \mathbf{x}_i 为稀疏表示中的对应权重。若存在 $\mathbf{x}_j = 0$,说明相应的原子 \mathbf{d}_j 未被使用,则删除。

(2)针对重建效果最差的部分信号添加新原子。本文定义的相对重建误差

$$e_r = \frac{\|\mathbf{y}_i - \mathbf{D}\mathbf{x}_i\|}{\|\mathbf{y}_i\|} \quad (6)$$

通过数值实验,算法中挑选出 5% 相对重建误差最大的样本,并对其应用 SVD 分解,获得 H 个新原子。 H 的取值应综合考虑稀疏分解的效果和算法运行时间,同样根据数值实验确定。

(3)减缩字典规模。计算字典原子两两之间的相关性,若其互相关系数超过设定的门限,则删除其中一个原子,以减小字典中原子间的重复性。

算法具体步骤如下:

假设训练样本集为: $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_m \mid m=1, 2, \dots, M\}$

$\in \mathbf{R}^{n \times M}$,其中 \mathbf{y}_m 为 n 维训练样本。 $\mathbf{D}^{(0)} \in \mathbf{R}^{n \times N}$, $\mathbf{D}^{(i)}$ 分别为初始字典和第 i 次迭代后的字典, $\mathbf{d}_k^{(i)}$ 为字典 $\mathbf{D}^{(i)}$ 的第 k 个原子, $\mathbf{X}^{(i)}$ 为第 i 次迭代后的稀疏系数矩阵, $\mathbf{x}_j^{(i)}$ 表示 $\mathbf{X}^{(i)}$ 的第 j 行。

(1)初始化:初始字典 $\mathbf{D}^{(0)}$,训练样本 \mathbf{Y} 。令 $i=0, j=0, \mathbf{X}=\mathbf{0}$,输入参数 $I, J, \epsilon_0, \mu_0, T$;

(2)稀疏编码:利用 OMP 算法计算稀疏系数矩阵 $\mathbf{X}^{(i)}$

$$\|\mathbf{Y} - \mathbf{D}^{(i)} \mathbf{X}^{(i)}\|_F^2 \leq \epsilon_0$$

$$\text{s. t. } \|\mathbf{x}_m^{(i)}\| \leq T, m \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (7)$$

(3)字典学习:

①利用 K-SVD 算法对 $\mathbf{D}^{(i)}$ 整体更新;

②检索稀疏系数矩阵 $\mathbf{X}^{(i)}$ 中的全零行,并删除字典矩阵中的对应列,即删除未被使用的原子;

③检索使用效率最低的部分字典原子并删除,直至 $\|\mathbf{Y} - \tilde{\mathbf{D}}^{(i)} \mathbf{X}^{(i)}\|_F^2 > \epsilon_0$;

④令样本 \mathbf{Y} 中重建误差最大的 5% 的样本组成样本集 \mathbf{W} ,并应用 K 步 SVD 分解得到其 H 个特征向量的集合 \mathbf{U} ,则 $\mathbf{D}^{(i+1)} = [\tilde{\mathbf{D}}^{(i)} \mathbf{U}]$;

⑤令 $i=i+1$,并返回①,直到系数矩阵中不再存在全零行,得到初步的类别字典 \mathbf{D} ;

(4)字典减缩:计算两两字典原子 $\mathbf{d}_m, \mathbf{d}_n (m \neq n)$ 间的相关系数 μ_{mn} ,如果 $\mu_{mn} > \mu_0$,那么从 \mathbf{D} 中删除 \mathbf{d}_n 。令 $j=j+1$,并回到(2),直到 $j=J$;

(5)输出最终的字典 \mathbf{D}^* 。

其中 I 和 J 控制字典更新过程中的最高迭代次数, ϵ_0 为样本集的重建误差, μ_0 为原子间互相关系数的最大阈值, T 表示稀疏度。对于初始字典 $\mathbf{D}^{(0)}$,实验中通过随机选取 N 个原始数据样本并依 l_2 范数归一化得到。实验表明,该算法在压缩字典维度方面取得了很好的效果。

3 基于 CRSK-SVD 算法的雷达 HR-RP 目标识别

基于字典学习的雷达 HRRP 目标识别算法分为训练和测试两部分。训练阶段利用 CRSK-SVD 算法自适应地生成目标的类别字典。测试阶段则利用已有的字典,根据测试样本在不同字典下的重建误差进行分类。基于 CRSK-SVD 的雷达识别算法如下:

(1)假设有 L 类目标。

预处理:为松弛复距离像的幅度敏感性,首先对训练样本和测试样本进行预处理,取绝对值距离

像并按 l_2 范数归一化

$$\hat{\mathbf{y}}(n) = \frac{|\mathbf{y}(n)|}{\sqrt{\sum_{n=1}^N \mathbf{y}^2(n)}} \quad (8)$$

(2) 训练阶段: 根据训练样本, 由 CRSK-SVD 算法得到类别字典 \mathbf{D}_l^* ($l=1, 2, 3, \dots, L$);

(3) 测试阶段:

① 稀疏编码: 利用 OMP 算法, 给定稀疏度 T , 计算测试样本 $\hat{\mathbf{y}}$ 对每个类别字典 \mathbf{D}_l^* 的稀疏系数矩阵 $\boldsymbol{\alpha}_l$;

② 目标分类: 根据 (8) 式计算测试样本在每个类别字典下的重建误差 e_l

$$e_l = \|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{D}_l^* \boldsymbol{\alpha}_l\|_2 \quad (9)$$

根据重建误差, 可以通过式 (10) 判断样本的类别

$$l^* = \arg \min_l e_l \quad l=1, 2, \dots, L \quad (10)$$

这一判决方法的合理性在文献 [21] 中得到了证明。

相比于传统的 K-SVD 算法, 本文算法最大的改进在于, 利用了 HRRP 信号的稀疏特征, 使得字典原子更紧凑、有效, 所需的存储空间更小。当目标种类较多时, 使用该方法计算量大大减小。基于仿真数据的实验表明, 在相同的初始条件下, CRSK-SVD 算法所产生的字典规模远小于传统的 K-SVD 算法, 同时在识别阶段有更好的识别效果和鲁棒性。

4 实验结果及分析

本文实验的仿真环境为: Win7 系统, 2 GB 内存, CPU 频率 3.10 GHz, Intel Core i5 处理器, 仿真软件为 MATLAB R2012b。五种飞机目标 (TU-16, B-52, B-1b, Mig-21, F-15) HRRP 仿真数据来自雷达目标后向散射特性仿真软件 [22], 雷达中心频率为 10 GHz, 带宽 1.4 GHz, 方位角范围 $0^\circ \sim 30^\circ$, 方位角精度为 0.1° 。目标参数见表 1。

表 1 实验所用目标参数

飞机类型	机长/m	机宽/m	缩放比例
TU-16	34.8	33	2:1
B-52	49.5	56.4	2:1
B-1b	44.8	23.8	2:1
F-15	19.45	13.5	1:1
Mig-21	15.76	7.15	1:1

目标方位角范围为: $0^\circ \sim 30^\circ$, 方位角间隔 0.1° 。每个目标均匀抽取 60 个样本作为训练样本, 均匀抽取与之不重复的 30 个样本作为测试样本。并从

原始数据样本库中随机抽取 240 个样本作为初始字典。所有样本都按前文的方法进行预处理。为了便于分析文中算法对噪声的稳健性, 在实验中对测试样本叠加不同信噪比的白噪声。算法中的其他参数选择见表 2。

表 2 CRSK-SVD 算法中的参数选择

参数	数值
T	3
ϵ_0	0.04
μ_0	0.8
J	2
H	2

本文方法与 K-SVD、MOD [23] 算法本质上都是基于字典学习的算法, 即都是依据测试样本在不同类别字典下的重构误差大小进行分类, 图 1 给出了 3 种方法在不同信噪比条件下平均识别率的比较。由图 1 可知, CRSK-SVD 算法的平均识别率随信噪比的增大而升高, 当 SNR 大于 -5 dB 时, 平均识别率达到 90% 以上。当 SNR 大于 5 dB 时, 平均识别率达 97%, 并随信噪比的升高趋于平稳。整体来看, 无论是平均识别率还是对噪声的稳健性, CRSK-SVD 算法都明显优于 MOD 算法; 与 K-SVD 算法相比, 当 SNR 高于 0 dB 时, 两者的平均识别率相近, 但当 SNR 低于 0 dB 时, CRSK-SVD 算法的平均识别率明显高于 K-SVD 算法。当 SNR = -5 dB 时, 本文方法的平均识别率高出 K-SVD 算法 15%。文献 [21] 中也给出了 K-SVD 算法的识别效果, 其在 SNR = 20 dB 平均识别率约为 85%, 在 SNR < 20 dB 时即出现了明显的下降趋势。另外, 图 1 中还给出了最大相关系数法 (Maximum correlation coefficient, MCC) 的识别效果。

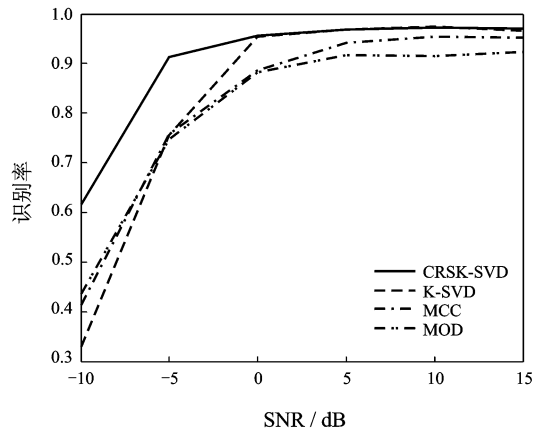


图 1 CRSK-SVD 算法与其他方法在不同信噪比下的识别率比较

文献[16,24,25]等研究指出,应用 MCC 算法的雷达 HRRP 目标识别结果并不理想,且对噪声较为敏感。基于本文所用的 HRRP 仿真数据的实验表明,MCC 方法与 CRSK-SVD 方法在高信噪比条件下平均识别率较为接近,但在低信噪比时有很大的差距。这些结果表明,相比于 MCC、MOD 和 K-SVD 算法,CRSK-SVD 算法在识别率上有一定的优势,且鲁棒性更好。

表 3 给出了 CRSK-SVD 算法初始字典和最终类别字典原子数的比较。其中 N_0 表示初始字典中的原子个数, N 表示最终输出的类别字典中的原子个数。可以看出,基于 CRSK-SVD 算法,类别字典的平均原子数为 36,相比于初始字典节约了 85% 的空间,而传统的 K-SVD 和 MOD 方法都没有自适应调节字典中原子个数的功能。在运行时间方面,CRSK-SVD 算法与 MCC 算法相比更有优势。在同样的目标个数和信噪比条件下,MCC 算法的总运行时间需大约 17 s,而 CRSK-SVD 算法在给定字典的条件下完成识别过程仅需 0.32 s。由此证明了本文的方法的实用性,不仅具有较好的识别性能和鲁棒性,更在减少计算量方面有突出的表现。

表 3 字典原子数

目标类型	N_0	N	$N/N_0/\%$
TU-16	240	35	14.6
B-52	240	38	15.8
B-1b	240	48	20
Mig-21	240	26	10.8
F-15	240	29	12.1

5 结束语

本文提出了一种新颖的自适应字典学习的方法——CRSK-SVD 算法,并将其应用于雷达高分辨距离像目标识别。该方法是对传统 K-SVD 算法的改进,更好地利用了 HRRP 信号的稀疏特性。在字典更新过程中,加入了筛选原子的环节,删除使用效率较低的原子,增加更有效的原子。自适应地调整字典规模,大大地节约了存储字典原子所需的空间与计算量。基于仿真数据的实验表明,文中方法在缩小了字典规模的情况下,识别效果良好,并且在信噪比较低时对噪声有更好的鲁棒性。

参考文献:

[1] Du Lan, Liu Hongwei, Bao Zheng, et al. Radar automatic target recognition using complex high-resolution range profile [J]. IET Radar, Sonar & Naviga-

tion, 2007, 1(1):18-26.

- [2] Li H J, Yang S H. Using range profiles as features vectors to identify aerospace objects[J]. IEEE Transaction on Antennas and Propagation, 1993, 41(3): 261-268.
- [3] 谢纪岭,王彩云. 基于距离走动校正和多普勒高阶项补偿的高超音速目标检测方法[J]. 宇航学报, 2011, 32(9): 2002-2008.
Xie Jiling, Wang Caiyun. A method for hypersonic moving target detection based on range walk correcting and Doppler parameters compensating[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(9): 2002-2008.
- [4] Zhang Xianda, Shi Yu, Bao Zhang. A new feature vector using selected bispectra for signal classification with application in radar target recognition[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2001, 49(9): 1875-1885.
- [5] Liao Xuejun, Runkle P, Carin L. Identification of ground targets from sequential high-range-resolution radar signatures [J]. IEEE Transaction on AES, 2002, 38(4): 1230-1242.
- [6] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [7] Baraniuk R G, Candes E, Nowak R, et al. Compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 12-13.
- [8] Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [9] Baraniuk R G, Candes E, Elada M, et al. Applications of sparse representation and compressive sensing[J]. Proceedings of IEEE, 2010, 98(6): 906-909.
- [10] Daniele Barchiesi, Mark D Plumbley. Learning dictionaries for sparse approximation using iterative projections and rotations[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2013, 61(8): 2055-2065.
- [11] 李民,程建,乐翔,等. 基于联合稀疏近似的彩色图像超分辨率重建[J]. 光电子·激光, 2011, 22(8): 1241-1245.
Li Min, Cheng Jian, Le Xiang, et al. Super-resolution reconstruction for color images based on simultaneous sparse approximation[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2011, 22(8): 1241-1245.
- [12] 李洪涛,贺亚鹏,肖瑶,等. 基于压缩感知的单通道鲁棒自适应波束形成算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(10): 2421-2426.

- Li Hongtao, He Yapeng, Xiao Yao, et al. Compressive sensing based single-channel robust adaptive beamforming algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(10): 2421-2426.
- [13] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transaction on Signal Process*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [14] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. *IEEE Transaction on Image Process*, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [15] Feng Bo, Du Lan, Liu Hongwei, et al. Radar HRRP target recognition based on K-SVD algorithm[C]// 2011 IEEE CIE International Conference on Radar. Chengdu: [s. n.], 2011: 642-645.
- [16] Zhang Q, Li B. Discriminative K-SVD for dictionary learning in face recognition[C]// 2010 IEEE Conference on Computer Vision and pattern Recognition (CVPR). San Francisco, CA: [s. n.], 2010: 2691-2698.
- [17] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM J Scientific Computing*, 1998, 20(1): 33-61.
- [18] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuit with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Trans Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [19] Davis G, Mallat S, Avellaneda M. Adaptive greedy approximations [J]. *Constructive Approximation*, 1997, 13(1): 57-98.
- [20] Rusu C, Dumitrescu B. Stagemwise K-SVD to design efficient dictionaries for sparse representations [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(10): 631-634.
- [21] 冯博, 杜兰, 张学锋, 等. 基于字典学习的雷达高分辨距离像目标识别[J]. *电波科学学报*, 2012, 27(5): 897-905.
- Feng Bo, Du Lan, Zhang Xuefeng, et al. Radar HR- RP target recognition based on dictionary learning [J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2012, 27(5): 897-905.
- [22] Wang Caiyun, Xie Jiling. Radar high resolution range profile target recognition based on T-mixture model [C]// 2011 IEEE Radar Conference. Kansas City, Mo: [s. n.], 2011: 762-767.
- [23] Engan K, Aase S O, Hakon Husoy J. Method of optimal directions for frame design[C]// 1999 IEEE International Conference on Acoustics, speech, and signal Processing. Phoenix, AZ: [s. n.], 1999: 2443-2446.
- [24] 王彩云. 雷达高分辨距离像目标检测与识别研究[D]. 北京:北京航空航天大学, 2008.
- Wang Caiyun. Research of radar target detection and recognition based on high resolution range profile [D]. Beijing: Beihang University, 2008.
- [25] 吴杰. 基于高分辨距离像的雷达自动目标识别技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2011.
- Wu Jie. Study on radar automatic target recognition based on high resolution range [D]. Nanjin: Nanjin University of Aeronautics and Astronautics, 2011.

