

基于动态字典的卡车目标微动参数估计方法

李开明¹, 张 群¹, 雷 磊², 罗 迎^{1,3}

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077; 2. 空军工程大学训练部, 陕西西安 710051;
3. 西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室, 陕西西安 710071)

摘 要: 车轮旋转产生的微多普勒是轮式车辆独特的特征. 卡车类目标微动参数提取, 可为地面车辆目标的分类识别提供重要依据. (1) 对窄带雷达信号下的卡车目标进行回波建模, 推导了车身非旋转散射点多普勒和轮毂旋转散射点微多普勒的数学表达式; (2) 利用旋转点的微动参数构造相应的字典库进行匹配分解, 建立了噪声条件下微动参数提取的凸优化模型; (3) 针对采用过完备字典方法进行参数提取时, 维数过大带来的计算和存储负担问题, 进一步推导出关于微动参数集的凸函数, 构造出更小规模的动态字典, 通过对字典的动态调整和最小二乘准则下的迭代逼近, 较快实现了卡车目标微动参数的准确估计; (4) 仿真验证了方法的有效性和稳健性.

关键词: 卡车目标; 微多普勒; 微动参数估计; 动态字典

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)1-2618-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.11.008

Micro-motion Parameters Estimation for Truck Target Based on Dynamic Dictionary

LI Kai-ming¹, ZHANG Qun¹, LEI Lei², LUO Ying^{1,3}

(1. School of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China;
2. Training Department of Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China;
3. Key Lab. for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: Micro-Doppler generated by rotation of wheels is a unique characteristic of wheeled vehicles. Extraction of micro-motion parameters of truck, etc. will offer important proof for classification and recognition of ground vehicles. Firstly, the echoes model of truck was established under narrowband signal, the mathematic expressions of Doppler induced by non-rotation scatterers and micro-Doppler induced by rotation scatterers were deduced. Secondly, corresponding dictionary bank consists of micro-motion parameters was constructed for matching pursuit, and convex optimization model under noisy condition was established for extraction of micro-motion parameters. Thirdly, for avoiding the heavy computation and storage burden induced by parameters extraction based on overcomplete dictionary, the smaller dynamic dictionary was structured after deduction of the convex function about micro-motion parameters set, the accurate and faster parameters estimation was obtained by dynamic adaptation of the dictionary and iterative approach to optimal solution under Least Square criteria. The effectiveness and robustness of the method were proved by the simulation results.

Key words: truck target; micro-Doppler; micro-motion parameters estimation; dynamic dictionary

1 引言

卡车类目标的识别研究, 对智能交通系统的发展和战场监测具有重要应用价值^[1,2]. 微波雷达对卡车类目标探测识别时, 车轮旋转会对目标回波产生主体多普勒以外的附加频率调制, 称为微多普勒效应 (Micro-

Doppler effect)^[3]. 微多普勒特征是雷达目标独特的特征^[4-10], 基于微多普勒特征的目标识别技术已被公认为是雷达目标识别中最具发展潜力的技术之一^[1,3]. 相对于宽带雷达, 窄带雷达不具备利用目标高分辨像进行分类识别的能力^[5], 但在最小可检测信噪比恒定的条件下, 窄带雷达灵敏度更高, 最大可探测距离更远且

成本较低^[6],更适用于探测地面车辆目标,同时窄带雷达对卡车类目标微多普勒信息的提取,可获得目标精细的微动特征,有助于提升窄带雷达对地面车辆目标的分类识别能力^[4].针对窄带雷达目标微动参数提取,文献[4]提出基于高阶矩函数的微动参数快速估计方法,计算量较小,但微动点较多时干扰项对微动参数的估计性能影响较大.文献[7]提出基于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的振动频率提取方法,但该方法抗噪声能力较弱^[8],且对多分量信号分解效果欠佳.文献[9]利用时频分析-Hough变换方法完成对旋转半径和旋转频率的估计,但该方法提取精度受限于时频分析工具的分辨能力,且计算量较大.文献[10]采用正交匹配追踪(OMP, Orthogonal Matching Pursuit)方法提取目标微动参数,在欠采样条件下仍获得较好的估计效果,但该算法需构建多维度的原子集,计算量较大.凸优化理论可避免求解优化问题陷入局部极值点,同时能将原始优化问题转化为对偶问题求解,工程实现方便.目前,凸优化已广泛用于控制系统、信号和图像处理、统计与金融等领域^[11].本文在卡车目标三维微动建模基础上,利用旋转点微动参数构造字典库进行匹配分解,建立了噪声条件下微动参数提取的凸函数模型.针对过完备字典维数太大带来的计算和存储负担问题,借鉴文献[12]的思想,推导出关于微动参数集的凸函数,提出基于动态字典的卡车目标微动参数提取方法.仿真表明,该方法可有效解决过完备字典方法计算效能差的问题,实现了卡车目标微动参数的准确提取,在低信噪比条件下具有较高稳健性.

2 卡车目标微多普勒效应分析

由于车轮外缘通常为橡胶材质,散射较弱,本文重点分析轮毂旋转点的微多普勒效应.假设卡车位于雷达远场,如图1所示,以卡车运动方向为 X 轴,建立全局坐标系 XYZ ,卡车速度向量为 $\mathbf{v} = [v_x, 0, 0]$.雷达位于全局坐标系的 $O'(0, 0, Z_r)$ 处,以雷达为原点,雷达视线方向(light of sight, LOS)为 y 轴建立雷达坐标系 xyz ,设初始时刻雷达至卡车中心 Q 的距离向量为 \mathbf{R}_{LOS} .以卡车中心 $Q(X_Q, Y_Q, Z_Q)$ 为原点,建立本地坐标系 $x'y'z'$.图2为本地坐标系示意图,以卡车后轮为例, A 为轮毂中心, r 和 r_0 分别表示车轮外缘半径和轮毂半径.

设卡车目标包含两类散射点:(1) M 个非旋转点 P_m ,包括车身主体散射点和轮毂中心,设其在本地坐标系中的初始坐标为 (x_m, y_m, z_m) ;(2) N 个旋转点 P_n ,每个旋转点以旋转半径 r_0 、角速度 $\boldsymbol{\omega} = [0, \omega_y, 0]$ 及不同初相 θ_n 绕轮毂中心 A 旋转,点 A 在本地坐标系的初始坐标为 (x_A, y_A, z_A) ,雷达发射窄带信号 $p(t) = \exp(j(2\pi f_c t + \varphi))$, φ 为初相,记 t 时刻目标回波信号为 s

(t), σ_m 、 σ_n 分别为第 m 个非旋转点和第 n 个旋转点的反射系数($1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N$), $R_m(t)$ 、 $R_n(t)$ 分别为 t 时刻第 m 个非旋转点和第 n 个旋转点到雷达的距离.以卡车中心 Q 为参考点,构建参考信号 $s_{\text{ref}}(t)$, $R_Q(t)$ 为 t 时刻卡车中心 Q 到雷达的距离.则将目标回波与参考信号共轭相乘得:

$$s_{ci}(t) = s(t) \cdot s_{\text{ref}}^*(t) = \sum_{m=1}^M \sigma_m \exp\left(j2\pi \frac{2\Delta R_m(t)}{\lambda}\right) + \sum_{n=1}^N \sigma_n \exp\left(j2\pi \frac{2\Delta R_n(t)}{\lambda}\right) \quad (1)$$

其中 $\Delta R_m(t) = R_m(t) - R_Q(t)$,表示 t 时刻雷达到非旋转点的距离与雷达到卡车中心的距离差, $\Delta R_n(t) = R_n(t) - R_Q(t)$,表示 t 时刻雷达到旋转点的距离和雷达到卡车中心的距离差.

由图1和图2的几何关系得 $\Delta R_m(t) \approx [\mathbf{P}_m \mathbf{Q}(t) \cdot \mathbf{P}_m \mathbf{O}'(t)] / \|\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(t)\|$, $\mathbf{P}_m \mathbf{Q}(t)$ 和 $\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(t)$ 分别表示 t 时刻非旋转点 P_m 到卡车中心 Q 和雷达 O' 的距离向量.对于远场目标, $\mathbf{O}'\mathbf{Q}$ 与 $\mathbf{O}'\mathbf{P}_m$ 近似一致,则 $\Delta R_m(t) \approx -\mathbf{P}_m \mathbf{Q}(t) \cdot \mathbf{n}_{\text{LOS}}$, \mathbf{n}_{LOS} 为LOS单位向量.由于 $\mathbf{P}_m \mathbf{Q}(t)$ 和 $\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(t)$ 可表示为 $\mathbf{P}_m \mathbf{Q}(t) = -[x_m \ y_m \ z_m]$, $\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(t) = [0 \ 0 \ Z_r] - [X_Q + x_m + v_x t Y_Q + y_m Z_Q + z_m]$,则对 $\Delta R_m(t)$ 进行泰勒级数展开,并忽略高次项得:

$$\Delta R_m(t) = \frac{\mathbf{P}_m \mathbf{Q}(0) \cdot \mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)}{\|\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)\|} + \frac{x_m \|\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)\|^2 - (X_Q + x_m) \cdot \mathbf{P}_m \mathbf{Q}(0) \cdot \mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)}{\|\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)\|^3} v_x t \quad (2)$$

对于旋转点对应的距离差 $\Delta R_n(t)$ 的计算,可将雷达与旋转点的几何模型进行简化,如图3所示,点 P_n 为向量 $\mathbf{O}'\mathbf{P}_n$ 在LOS(即向量 $\mathbf{O}'\mathbf{A}$)上的投影, ξ 为LOS负方向与 y' 轴(轮毂轴向)的夹角.

则雷达到点 P_n 的距离为 $R_n(t) = \|\mathbf{O}'\mathbf{A}(t) + \mathbf{A}\mathbf{P}_n(t)\| \approx \|\mathbf{O}'\mathbf{A}(t)\| - r_0 \sin \xi \cos(\omega_y t + \theta_n)$,对 $\Delta R_n(t)$ 同样进行泰勒级数展开并忽略高次项得:

$$\Delta R_n(t) = \frac{\mathbf{A}\mathbf{O}'(0) \cdot \mathbf{A}\mathbf{O}'(0)}{\|\mathbf{A}\mathbf{O}'(0)\|} + \frac{x_A \|\mathbf{A}\mathbf{O}'(0)\|^2 - (X_Q + x_A) \cdot \mathbf{A}\mathbf{Q}(0) \cdot \mathbf{A}\mathbf{O}'(0)}{\|\mathbf{A}\mathbf{O}'(0)\|^3} \cdot v_x t - r_0 \sin \xi \cos(\omega_y t + \theta_n) \quad (3)$$

将式(2)和式(3)代入式(1),对其相位除以 2π 并关于时间 t 求导,可得主体散射点的多普勒为:

$$f_{m, \text{Doppler}} = \frac{2}{\lambda} \cdot \frac{x_m \|\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)\|^2 - (X_Q + x_m) \cdot \mathbf{P}_m \mathbf{Q}(0) \cdot \mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)}{\|\mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)\|^3} v_x \quad (4)$$

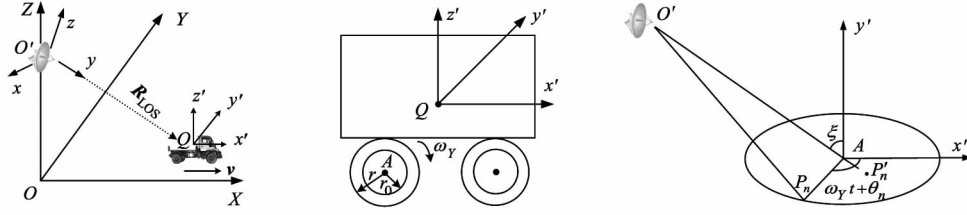


图1 卡车与雷达位置关系示意图

图2 卡车本地坐标系示意图

图3 雷达与轮毂的几何简化模型

由于卡车目标处于雷达远场,相对于雷达到卡车的距离,目标尺寸相对很小且速度较慢,所以 $2v_x(x_m \| \mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0) \|^2 - (X_Q + x_m) \cdot \mathbf{P}_m \mathbf{Q}(0) \cdot \mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0)) \ll \lambda \| \mathbf{P}_m \mathbf{O}'(0) \|^3$, 此时 $f_{m, \text{Doppler}} \approx 0$. 同理,可将旋转点产生的微多普勒做如下近似:

$$f_{n, \text{Doppler}} \approx -\frac{2}{\lambda} r_0 \sin \xi \cos(\omega_Y t + \theta_n) = r_0' \cos(\omega_Y t + \theta_n) \quad (5)$$

其中, $r_0' = -2r_0 \sin \xi / \lambda$. 可见,轮毂旋转点微多普勒频率的幅度 r_0' 与波长、轮毂半径及夹角 ξ 有关. 由于卡车处于雷达远场且速度较慢,较短的探测时间内 ξ 值只在极小范围内变化, $\sin \xi$ 随时间变化十分缓慢, r_0' 可近似看作定值. 则时频平面内非旋转点的多普勒主要集中在零频附近,且不随时间发生变化,旋转点的微多普勒随时间正弦(余弦)变化,其对应的幅度为 r_0' 、角频率为 ω_Y 、初相为 θ_n . 因此,在时频平面内估计卡车微动参数时,为减小目标非旋转点的干扰,可采用直流滤波方式对回波中的多普勒分量进行预处理.

3 基于字典学习的卡车目标微动参数估计方法

3.1 基于过完备字典的微动参数估计方法

信号稀疏分解与重构能够有效地估计信号参数. 1993年, Mallat 和 Zhang 提出匹配追踪 (Matching Pursuit, MP) 方法, 给定一个过完备字典矩阵, 它的每一列代表原型信号的一个原子^[13], 通过迭代的贪婪算法将信号用这些原子的线性组合表示出来, 实现信号特征参数的有效提取. 设离散化后(5)式中 r_0' 、 ω_Y 和 θ_n 的个数分别为 K_{r_0} 、 K_{ω_Y} 和 K_{θ_n} , 定义向量 $\bar{\zeta}_k = [r_0', k, \omega_{Y, k}, \theta_{n, k}]^T$, ($k = 1, 2, \dots, K, K = K_{r_0} \times K_{\omega_Y} \times K_{\theta_n}$, 当 $k \neq k'$ 时, $\bar{\zeta}_k \neq \bar{\zeta}_{k'}$, k' 表示从 1 到 K 中不同于 k 的任意值), 可以看出 $\bar{\zeta}_k$ 中包含了真实的目标微动参数, 记所有 $\bar{\zeta}_k$ 构成的集合为 $\bar{\Xi} = \{\bar{\zeta}_k\}_{k=1}^K$ ($3 \times K$ 维).

定义函数

$$\mathbf{a}(\bar{\zeta}_k) = \begin{bmatrix} \exp(j2\pi r_0', k \cos(\omega_{Y, k} t_1 + \theta_{n, k})) \\ \exp(j2\pi r_0', k \cos(\omega_{Y, k} t_2 + \theta_{n, k})) \\ \vdots \\ \exp(j2\pi r_0', k \cos(\omega_{Y, k} t_l + \theta_{n, k})) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 t_1, t_2, \dots, t_l 表示离散化的时间序列, l 表示信号采样点数. 所用字典库记为 $\mathbf{A}(\bar{\Xi}) = [\mathbf{a}(\bar{\zeta}_1) \mathbf{a}(\bar{\zeta}_2) \dots \mathbf{a}(\bar{\zeta}_K)]$, $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 为 $l \times K$ 维矩阵, 则离散化后的 $s_c(t)$ ($l \times 1$ 维) 序列可用 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 表示为 $s_c = \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}$, \mathbf{x} 为 $K \times 1$ 维的幅度向量, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为 $l \times 1$ 维噪声向量. 当 $\bar{\zeta}_k$ 等于真实的微动参数向量 ζ_n 时, 对应的 $x_k = \sigma_n$, 否则 $x_k = 0$.

由于 \mathbf{x} 具有稀疏性, 此时求解 \mathbf{x} 的最优化问题可表述为: $\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0$ s. t. $\|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x}\|_2^2 \leq \beta \sigma^2$ (7)

$$\text{或者 } \min_{\mathbf{x}} \|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x}\|_2^2 \text{ s. t. } \|\mathbf{x}\|_0 \leq T \quad (8)$$

其中 σ^2 为噪声能量, β 为常数, T 为 \mathbf{x} 的稀疏度, 也称作模型阶数^[13].

对式(7)和式(8)的求解是一个 NP -hard 问题. 进一步将 l_0 范数松弛为准 l_p 范数 ($0 < p \leq 1$), 使原问题转化为凸优化问题^[12]:

$$\hat{\mathbf{X}} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_p^p \quad (9)$$

subject to $x_k \geq 0, k = 1, 2, \dots, K$

其中 $\|\mathbf{x}\|_p = (\sum_{k=1}^K |x_k|^p)^{\frac{1}{p}}$.

由式(9)可以看出, 对 \mathbf{x} 的求解实质是关于函数 $F(\mathbf{x}) = \|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x}\|_2^2$ 的最小二乘问题. 容易证明, 此时 $F(\mathbf{x})$ 为关于 \mathbf{x} 的凸函数, 如果将 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 整体看作一个变量, $F(\mathbf{A}(\bar{\Xi}))$ 又是关于 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 的凸函数. 由凸函数性质知, $F(\mathbf{x})$ 的局部极小值必是全局极小值. 由 \mathbf{x} 的稀疏性可知, 对 \mathbf{x} 的全局寻优过程可转化为对字典 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 的稀疏分解问题. 通过构造过完备字典 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$, 对 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 的每一列 $\mathbf{a}(\bar{\zeta}_k)$ 进行匹配搜索, 可得到满足条件的 \mathbf{x} 的最优解. 但是要取得较高的估计精度, 必须构造较为庞大的过完备字典库, 此时微动参数的离散化间隔需足够小, 以保证能取到真实值或尽可能接近真实值, 这将造成较大的计算和存储负担, 且随着估计参数个数的增加和估计精度要求的提高, 字典库维数还会进一步增大, 导致“维数灾难”^[12].

3.2 基于动态字典的微动参数估计方法

为解决过完备字典方法带来的字典库过大问题, 可采用动态字典的方法, 其基本思想是: 使用过完备字典进行匹配搜索时, \mathbf{x} 具有稀疏性, 同时只有搜索到字典 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 中与 \mathbf{x} 最为匹配的原子时, $F(\mathbf{x})$ 才取到最小

值. 因此, 如果我们能建立关于参数集 $\bar{\Xi}$ 的凸函数, 通过迭代寻找 $\bar{\Xi}$ 的全局最优解来动态调整字典 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 中的原子, 使 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 向最佳匹配原子构成的集合收拢. 此时 $\mathbf{A}(\bar{\Xi})$ 的维数将大幅减小, 在最小二乘准则下参数估计的收敛速度和精度将得到提高. 这样可利用较小的字典规模准确估计目标微动参数.

容易证明函数 $\|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x}\|_2^2$ 是关于 $\bar{\Xi}$ 的非线性、非凸函数, 给 $\bar{\Xi}$ 的最优化选择带来困难, 必须将其转化为 $\bar{\Xi}$ 的凸函数. 由于 $a(\bar{\zeta})$ 对于 $\bar{\zeta}$ 中各变量 $n (n \geq 1)$ 阶可导, 在 $\bar{\Xi}$ 中各变量的某一极小邻域内, 利用泰勒级数将函数展开为 $\bar{\Xi}$ 中各变量的一阶近似有^[12]:

$$\begin{aligned} & \|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x}\|_2^2 \approx \\ & \|s_c - (\mathbf{A}(\bar{\Xi}^{(0)}) + d\mathbf{A}(\bar{\Xi})|_{\bar{\Xi}=\bar{\Xi}^{(0)}} [\mathbf{F}_k(\bar{\zeta}_k^{(0)} - \bar{\zeta}_k)]_{k=1,2,\dots,K})\mathbf{x}\|_2^2 \end{aligned} \quad (10)$$

式中 $d\mathbf{A}(\bar{\Xi})|_{\bar{\Xi}=\bar{\Xi}^{(0)}}$

$$\left[\begin{array}{ccc} \frac{d\mathbf{a}(\bar{\zeta}_1)}{d\bar{\zeta}_1} \Big|_{\bar{\zeta}_1=\bar{\zeta}_1^{(0)}} & \frac{d\mathbf{a}(\bar{\zeta}_2)}{d\bar{\zeta}_2} \Big|_{\bar{\zeta}_2=\bar{\zeta}_2^{(0)}} & \dots & \frac{d\mathbf{a}(\bar{\zeta}_K)}{d\bar{\zeta}_K} \Big|_{\bar{\zeta}_K=\bar{\zeta}_K^{(0)}} \end{array} \right],$$

是一个 $I \times 3K$ 维的矩阵, 上标“(0)”表示泰勒级数展开位置的实际值. 矩阵 $[\mathbf{F}_k(\bar{\zeta}_k^{(0)} - \bar{\zeta}_k)]_{k=1,2,\dots,K}$ 是矩阵 $\mathbf{F}_k(\bar{\zeta}_k^{(0)} - \bar{\zeta}_k)$ 按 k 从小到大的顺序堆栈出的 $3K \times K$ 维矩阵:

$$[\mathbf{F}_k(\bar{\zeta}_k^{(0)} - \bar{\zeta}_k)]_{k=1,2,\dots,K} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1(\bar{\zeta}_1^{(0)} - \bar{\zeta}_1) \\ \mathbf{F}_2(\bar{\zeta}_2^{(0)} - \bar{\zeta}_2) \\ \vdots \\ \mathbf{F}_K(\bar{\zeta}_K^{(0)} - \bar{\zeta}_K) \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{F}_k(\bar{\zeta}_k^{(0)} - \bar{\zeta}_k) = (\bar{\zeta}_k^{(0)} - \bar{\zeta}_k) \cdot [\mathbf{0}_{1 \times k-1}, \mathbf{1}, \mathbf{0}_{1 \times K-k}]$, 为 $3 \times K$ 维矩阵, 向量 $\mathbf{0}_{1 \times k}$ 表示 $1 \times k$ 维全零向量.

假定向量 $\boldsymbol{\gamma} = [\bar{\zeta}_1^T, \bar{\zeta}_2^T, \dots, \bar{\zeta}_K^T]^T$ 为 $\bar{\Xi}$ 中各列向量的堆栈结果. 则式(10)可重写为:

$$\begin{aligned} & \|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x}\|_2^2 \\ & \approx \|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi}^{(0)})\mathbf{x} - d\mathbf{A}(\bar{\Xi})|_{\bar{\Xi}=\bar{\Xi}^{(0)}} \text{diag}(\mathbf{x} \otimes \mathbf{1}_{3 \times 1})(\boldsymbol{\gamma} - \boldsymbol{\gamma}^{(0)})\|_2^2 \\ & = \|\tilde{s}_c(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)}) - \mathbf{A}_1(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)})(\boldsymbol{\gamma} - \boldsymbol{\gamma}^{(0)})\|_2^2 \end{aligned} \quad (12)$$

式中, “ \otimes ”表示 Kronecker 积(即直积), “ $\mathbf{1}_{3 \times 1}$ ”表示 3×1 维全 1 向量, 且

$$\tilde{s}_c(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)}) = s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi}^{(0)})\mathbf{x} \quad (13)$$

$$\mathbf{A}_1(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)}, \boldsymbol{\gamma}) = d\mathbf{A}(\bar{\Xi})|_{\bar{\Xi}=\bar{\Xi}^{(0)}} \text{diag}(\mathbf{x} \otimes \mathbf{1}_{3 \times 1}) \quad (14)$$

假设幅度向量 \mathbf{x} 已知, 由式(12)可推得 \mathbf{x} 对应的参数向量满足 $\hat{\boldsymbol{\gamma}} = \arg \min_{\boldsymbol{\gamma}} \|\tilde{s}_c(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)}) + \mathbf{A}_1(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)})\boldsymbol{\gamma}^{(0)} - \mathbf{A}_1(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)})\boldsymbol{\gamma}\|_2^2$. 容易证明, 此时的目标函数为 $\boldsymbol{\gamma}$ 的凸函数. 考虑到 $\bar{\Xi}$ 和 $\boldsymbol{\gamma}$ 的等价关系, 可进一步得到:

$$\begin{aligned} \hat{\Xi} = \arg \min_{\bar{\Xi}} & \|\tilde{s}_c(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)}) + \mathbf{A}_1(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)})\boldsymbol{\gamma}^{(0)} \\ & - \mathbf{A}_2(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)}, \bar{\Xi})\|_2^2 \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $\hat{\Xi}$ 为由当前的 $\bar{\Xi}$ 递推得到的新的估计值, $\mathbf{A}_2(\mathbf{x},$

$\bar{\Xi}^{(0)}, \bar{\Xi}) = \mathbf{A}_1(\mathbf{x}, \bar{\Xi}^{(0)})\boldsymbol{\gamma}$, 此时式(15)为关于参数集 $\bar{\Xi}$ 的凸优化问题. 综合以上分析推导, 基于动态字典的微动参数估计方法可归纳如下:

Step 1 设定迭代参数 $j (j = 0, 1, \dots, J_e, J_e$ 表示停止迭代的次数), 对参数空间离散化, 初始化微动参数集 $\bar{\Xi}^{(j)} (j = 0)$. 设 $\bar{\Xi}^{(0)}$ 为 $3 \times U$ 维矩阵, 其中 $U = U_{r_0} \times U_{\omega_y} \times U_{\theta_n}$, U_{r_0} , U_{ω_y} 和 U_{θ_n} 分别为 r_0 , ω_y 和 θ_n 的个数, 且有 $U_{r_0} < K_{r_0}$, $U_{\omega_y} < K_{\omega_y}$, $U_{\theta_n} < K_{\theta_n}$, 则 $\bar{\Xi}^{(0)}$ 的列数满足 $U \leq K$.

需说明的是, 对 $\bar{\Xi}^{(0)}$ 构造可结合先验知识(如微动部件的个数、旋转半径范围、旋转频率范围等)尽可能地降低维度, 微动参数的初始值应尽可能靠近真实值. 与过完备字典方法不同的是, 动态字典方法的参数离散间隔可适当取大, 离散值不必取到真实值, 但取值范围必须涵盖真实微动参数. 此时对微动参数的寻优过程依靠最小二乘准则迭代逼近最优极值点, 而不依赖于字典的精细构造, 原则上 U 大于 \mathbf{x} 的稀疏度 T 即可.

Step 2 将 $\bar{\Xi}^{(j)}$ 代入(11)式得到其对应的幅度向量为:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}^{(j)} = \arg \min_{\mathbf{x}} & \|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi}^{(j)})\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_p^p \\ \text{subject to} & \quad x_k \geq 0, k = 1, 2, \dots, K \end{aligned} \quad (16)$$

此时 $\mathbf{A}(\bar{\Xi}^{(j)})$ 的维数由 $I \times K$ 降至 $I \times U$ 维, I 表示信号采样点数, \mathbf{x} 降为 $U \times 1$ 维, \mathbf{x} 的初始值赋为 $\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{0}_{U \times 1}$.

Step 3 $j = j + 1$. 将 $\bar{\Xi}^{(j)}$ 和 $\hat{\mathbf{X}}^{(j)}$ 代入式(15)得到当前迭代次数下的参数集:

$$\begin{aligned} \bar{\Xi}^{(j+1)} = \arg \min_{\bar{\Xi}} & \|\tilde{s}_c(\hat{\mathbf{X}}^{(j)}, \bar{\Xi}^{(j)}) + \mathbf{A}_1(\hat{\mathbf{X}}^{(j)}, \bar{\Xi}^{(j)})\boldsymbol{\gamma}^{(j)} \\ & - \mathbf{A}_2(\hat{\mathbf{X}}^{(j)}, \bar{\Xi}^{(j)}, \bar{\Xi})\|_2^2 \end{aligned} \quad (17)$$

此时 $\mathbf{A}_1(\hat{\mathbf{X}}^{(j)}, \bar{\Xi}^{(j)})$ 和 $\mathbf{A}_2(\hat{\mathbf{X}}^{(j)}, \bar{\Xi}^{(j)}, \bar{\Xi})$ 的维数由 $I \times K$ 降至 $I \times U$ 维. 从 $\bar{\Xi}^{(j)}$ 到 $\bar{\Xi}^{(j+1)}$ 即体现了“动态”的概念. 为迅速完成对微动参数的提取, 需对式(17)每次迭代的微动参数范围进行限制, 保证寻优过程中 $\bar{\Xi}$ 中任意两组微动参数不会相同或相近, 保证字典的动态调整, 同时相邻两组微动参数向量的取值间隔不宜过大, 以满足泰勒展开的条件.

Step 4 重复 Step 2 至 Step 3, 直到 $\|s_c - \mathbf{A}(\bar{\Xi})\mathbf{x}\|_2^2 \leq \beta_{\text{final}} \sigma^2$ 时迭代停止, β_{final} 为设定的阈值, σ^2 为噪声能量.

实际中, 由于噪声、计算误差等因素的影响, 得到 \mathbf{x} 的估计值可能与真实值存在一定误差, 可设定相应的幅度阈值(如 $0.5 < h < 1$), 我们只保留几个较大的幅度值, 其他较小的幅度值予以置零. 可以看出, 动态字典方法的本质是两个凸优化问题, 即在最小二乘准则下分别对幅度向量 \mathbf{x} 和微动参数集 $\bar{\Xi}$ 通过多次迭代逼近最优解.

4 仿真分析

设雷达位于(0,0,10000) m处,载频 $f_c = 35\text{GHz}$,卡车位于(9000,1000,0) m处,沿X轴方向以22m/s的速度前进,车轮半径为0.5m,轮毂半径为0.25m,旋转频率 $f_r \approx 7.003\text{Hz}$,经计算,此时 $\sin\zeta = 0.997 \approx 1$. 设目标共有11个散射点,包括5个非旋转点和6个旋转点(前后车轮各3个),反射系数均为1. 图4为目标散射点示意图,前轮中心坐标为(3, -1.5) m,3个旋转点初相分别为 $\frac{\pi}{3}\text{rad}$ 、 πrad 和 $\frac{5\pi}{3}\text{rad}$,后轮中心坐标为(-3, -1.5) m,3个旋转点初相分别为 0rad 、 $\frac{2\pi}{3}\text{rad}$ 和 $\frac{4\pi}{3}\text{rad}$,采样率 $f_s = 8\text{kHz}$. 图5为SNR=0dB时去除直流分量后目标回波时频图. 可见,由于散射点个数较多且受到噪声的影响,旋转点的微多普勒历程难以显示.

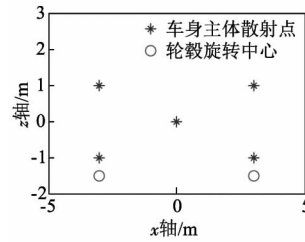


图4 目标散射点示意图

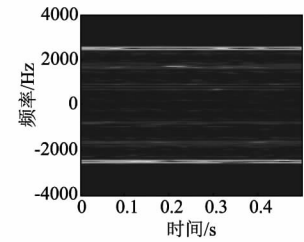


图5 SNR=0dB时去除直流分量后目标回波时频图

设计动态字典时,轮毂半径取值范围为0.1m到0.5m,离散间隔为0.2m,旋转频率取值范围为4Hz到10Hz,离散间隔为2Hz,初相取值范围为 0rad 到 $2\pi\text{rad}$,离散间隔为 $0.5\pi\text{rad}$. 此时,动态字典共有 $3 \times 4 \times 4 = 48$ 列. 仿真中 $\beta_{\text{final}} = 0.2$, $h = 0.7$. 表1为SNR=0dB时目标微动参数和散射点反射系数的估计结果.

表1 SNR=0dB时采用动态字典方法得到的微动参数和散射点反射系数估计结果

散射点序号	半径(m)	估计误差	旋转频率(Hz)	估计误差	初始相位(rad)	估计误差	反射系数
1	0.254	0.016	7.07	0.010	0.002	0.002	0.90
2	0.251	0.004	7.03	0.004	2.086	0.004	1.00
3	0.248	0.008	7.04	0.006	4.176	0.003	0.95
4	0.246	0.016	6.98	0.003	1.038	0.009	0.86
5	0.253	0.012	6.96	0.006	3.130	0.004	0.91
6	0.249	0.004	7.05	0.007	5.227	0.002	0.97

表中估计误差为归一化绝对误差 $\rho = |\hat{X} - X|/X$, X 为真实值, \hat{X} 为估计值. 对初相为 0rad 的误差估计,采用绝对误差 $\rho' = |\hat{X} - X|$. 定义平均估计准确度为 $\bar{H} = (1 - \sum_{i=1}^L \rho_i / L) \times 100\%$, L 为估计次数, ρ_i 为归一化绝对误差. 对初相为 0rad 的估计同样采用绝对误差 ρ' . 经计算,在SNR=0dB条件下,动态字典方法对卡车轮毂旋转散射点旋转半径、旋转频率和初相的平均估计准确度分别为 $\bar{H}_r = 99\%$, $\bar{H}_f = 99.07\%$, $\bar{H}_\theta = 99.6\%$,与真实值十分接近.

下面对去除直流分量后目标回波信号采用文献[10]、[11]的EMD方法进行微动参数提取. 图6为前5个能量较大的IMF分量的时频图,纵轴为频率,图7为前5个能量较大的IMF分量的频谱图,纵轴为归一化幅度. 图6和图7从上到下IMF分量的能量依次递减. 从图6可以看出,各IMF分量的时频图表现为两条曲线,分别对应前后轮旋转点的微多普勒,但曲线形式偏离标准正弦且难以区分. 从图7可见各IMF分量为多个频率分量信号的叠加,很难看到单个旋转点微多普勒对应的频率分量,难以提取出目标微动参数. 因此,在SNR=0dB时,针对多个旋转点微多普勒构成的多分量信号,采用EMD方法进行微动参数提取是失效的. 可见,EMD方法的抗噪性是较弱的,与文献[11]的结

论一致. 进一步可推定,-15dB信噪比下该方法将完全失效. 图8(a)和图8(b)分别给出旋转频率和旋转半径固定时,采用时频分析-Hough变换方法进行参数提取的结果. 图8(a)中旋转频率取为真实旋转频率 $f = 7\text{Hz}$,图8(b)旋转半径取为轮毂旋转点的真实旋转半径 $r_0 = 0.25\text{m}$. 可以看出,在三维空间中Hough变换的结果没有聚焦为几个稀疏的峰值,而是多个峰值杂乱的分布,即并未提取到准确的微动参数. 因此,在SNR=0dB时,时频分析-Hough变换方法对目标微动参数的提取是失效的,这反映出Hough变换方法的抗噪性是较弱的. 表2进一步给出SNR=

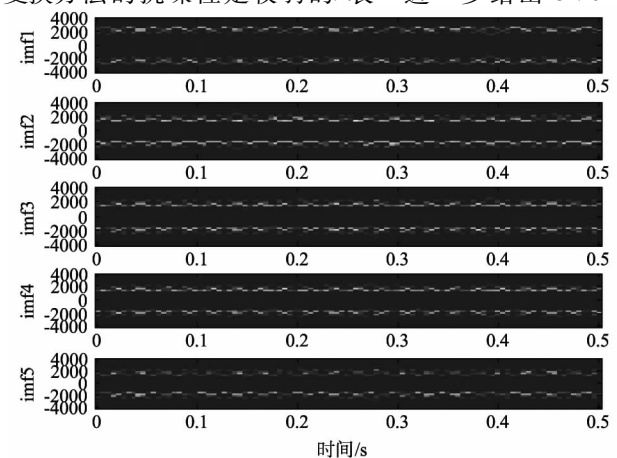


图6 SNR=0dB时EMD分解得到的前5个能量较大的IMF分量时频图

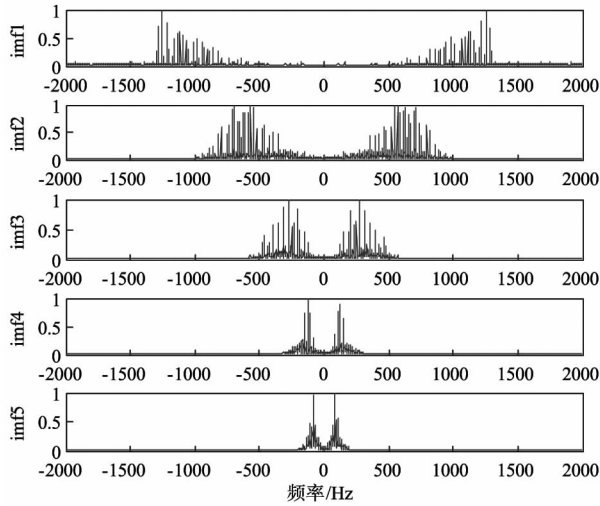


图7 SNR=0dB时EMD分解得到的前5个能量较大的IMF分量频谱图

-15dB时采用动态字典方法得到的微动参数和散射点反射系数估计结果. 对比表 1 可见, SNR = -15dB 时微动参数估计效果比 SNR = 0dB 时有所下降. 经计算, 此时旋转半径、频率和初相的平均估计准确度分别为 $\bar{H}_r = 96.07\%$, $\bar{H}_f = 98.34\%$, $\bar{H}_\theta = 98.48\%$, 仍然与真实值较为接近. 可见动态字典方法具有较好的鲁棒性, 这是因为当字典 $A(\Xi)$ 选取合适时, 稀疏表示 x 对噪声是鲁棒的, 因为线性系统 $s_c = A(\Xi)x$ 仅对信号匹配, 而对噪声不匹配.

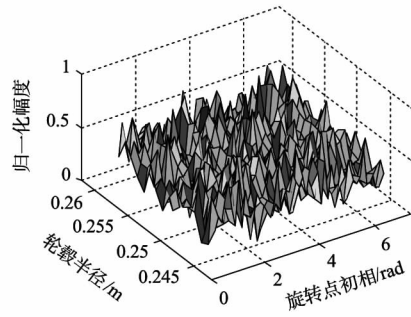
表 2 SNR = -15dB 时采用动态字典方法得到的微动参数和散射点反射系数估计结果

散射点序号	半径 (m)	估计误差	旋转频率 (Hz)	估计误差	初始相位 (rad)	估计误差	反射系数
1	0.254	0.016	6.89	0.016	0.011	0.011	0.95
2	0.239	0.044	7.10	0.014	2.041	0.025	0.86
3	0.241	0.036	7.11	0.016	4.115	0.017	0.87
4	0.241	0.036	6.91	0.013	1.034	0.013	0.93
5	0.239	0.044	6.84	0.023	3.173	0.010	0.90
6	0.235	0.060	7.13	0.019	5.160	0.015	0.84

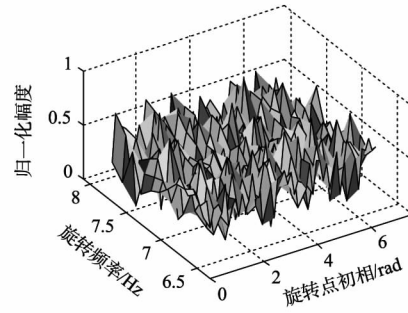
图 9 为 SNR = -15dB 时利用动态字典方法估计的参数重构的旋转点回波时频图. 可见, 重构的微多普勒特征曲线能较为真实地反映目标的微动特征.

为验证动态字典方法相对于过完备字典方法的计算效能, 在 (CPU: Inter R3 2.93GHz, L2 Cache: 2MB, 内存: 4GB) 的硬件条件下, 分别对过完备字典方法和动态字典方法在 SNR = -15dB 下进行测试, 其中构造过完备字典时, 轮毂半径的取值为 0.1m 到 0.5m, 间隔为 0.01m, 旋转频率的取值为 4Hz 到 10Hz, 间隔为 0.5Hz, 初相的取值为 0rad 到 2π rad, 间隔为 $\frac{\pi}{12}$ rad, 此时字典共有 $41 \times 13 \times 24 = 12792$ 列, 其参数取值范围完全覆盖了真实参数. 经测试, 过完备字典方法耗时 1052.66s, 约 17 分 32 秒, 动态字典方法耗时仅 224.73s, 约 3 分 24 秒. 可见, 动态字典方法的运算时间较过完备字典方法节约近 78.65%, 计算效能获得较大提升.

仿真实验表明, 在低信噪比条件下 Hough 变换和



(a) 旋转频率固定时 Hough 变换结果



(b) 旋转半径固定时 Hough 变换结果

图 8 SNR=0dB 时回波信号去除直流分量后时频分析 - Hough 变换结果

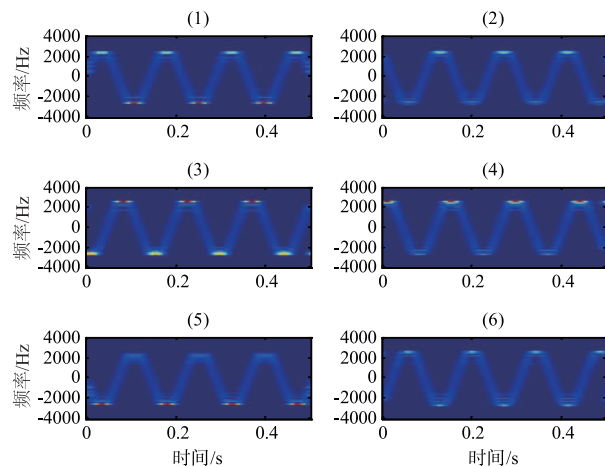


图 9 利用动态字典估计参数重构出的正弦调频原子时频图

EMD 方法难以实现微动参数的提取, 而动态字典方法在 SNR = -15dB 的条件下仍能准确提取出轮毂旋转点的微动参数. 同时, 相对于过完备字典方法, 动态字典

方法的字典规模更小,搜索速度相对更快,求解效率更高.实际中的雷达回波处理通常涉及到大量矩阵的计算,字典规模的减小对于计算机的矩阵分析与计算具有重要的价值,且随着硬件水平的发展,动态字典方法的计算效能会进一步提升,更有利于工程实现.

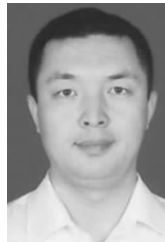
5 结论

车辆目标微动特征提取已成为当前目标分类和识别领域的研究热点之一.在卡车目标回波建模的基础上,利用微动参数构造字典库进行匹配分解,建立了噪声条件下微动参数提取的凸函数模型.针对过完备字典方法带来的计算和存储负担问题,提出基于动态字典的微动参数估计方法,给出具体的实现步骤.最后通过仿真实验,分别在 $\text{SNR} = 0\text{dB}$ 和 $\text{SNR} = -15\text{dB}$ 的条件下,准确提取了卡车轮胎旋转点的微动参数,验证了方法的稳健性和相对较高的计算效能,为地面车辆目标的特征提取与分类提供了借鉴.

参考文献

- [1] 张群,等.雷达目标微多普勒效应研究概述[J].空军工程大学学报(自然科学版),2011,12(2):22-26.
Zhang Qun, Luo Ying, He Jin. Review of the researches on micro-Doppler effect of radar targets [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2011, 12(2): 22-26. (in Chinese)
- [2] 李开明,张群,罗迎,等.地面车辆目标识别研究综述[J].电子学报,2014,42(3):538-546.
Li Kai-ming, Zhang Qun, Luo Ying, et al. Review of Ground Vehicles Recognition [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(3): 538-546. (in Chinese)
- [3] Chen V C. Analysis of radar micro-Doppler signature with time-frequency transform [A]. Proceedings of the 10th IEEE Workshop on Statistical Signal and Array Processing [C]. Pocono Manor PA, USA, 2000, 463-466.
- [4] 邓冬虎,等.基于高阶矩函数的雷达目标微动参数估计方法[J].电子学报,2013,41(12):2339-2345.
Deng Dong-hu, Zhang Qun, Luo Ying, et al. Micro motion parameter estimation of radar target based on high order moment function [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(12): 2339-2345. (in Chinese)
- [5] 霍凯,李康乐,姜卫东,等.微动目标 OFDM 雷达回波调制机理分析[J].电子学报,2011,39(3):685-689.
Huo Kai, Li Kang-le, Jiang Wei-dong, et al. Analysis of the modulation effects on OFDM radar echoes from targets with micro-motion [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 685-689. (in Chinese)
- [6] 白雪茹,孙广才,武其松,等.窄带雷达自旋目标成像[J].中国科学:信息科学,2010,40(11):1508-1518.
- [7] Cai C, Liu W, Fu J S, et al. Empirical mode decomposition of micro-Doppler signature [A]. Proceedings of International Conference on Radar [C]. Washington, USA, 2005. 895-899.
- [8] 王宏, Narayanan R M, 周正欧, 等.基于改进 EEMD 的穿墙雷达动目标微多普勒特性分析[J].电子与信息学报, 2010, 32(6): 1355-1360.
Wang Hong, Narayanan R M, Zhou Zheng-ou, et al. Micro-Doppler character analysis of moving objects using through-wall radar based on improved EEMD [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(6): 1355-1360. (in Chinese)
- [9] Liu Y X, Li X, Zhuang Z W. Estimation of micro-motion parameters based on micro-Doppler [J]. IET Signal Processing, 2010, 4(3): 213-217.
- [10] Luo Y, Zhang Q, Qiu C W, et al. Three-dimensional micro-motion signature extraction of rotating targets in OFDM-LFM MIMO radar [J]. Progress in Electromagnetics Research, 2013, 140: 733-759.
- [11] S Boyd, et al. Convex Optimization [M]. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2004.
- [12] Austin C D, et al. Dynamic dictionary algorithms for model order and parameter estimation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(20): 5117-5130.
- [13] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [14] Pati Y, Rezaifar R, Krishnaprasad P. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [A]. Proceedings of the 27th Asilomar Conference on Signals, System Computer Pacific Grove [C]. CA, USA, 1993. 40-44.

作者简介



李开明 男,1982年12月生于山西应县.分别于2003年和2009年于空军工程大学获工学学士学位和工学硕士学位.现为空军工程大学信息与导航学院讲师,博士研究生.主要从事雷达成像及目标识别领域的研究工作.
E-mail: likaiming1982@163.com



张群 男,1964年11月生于陕西合阳.现为空军工程大学信息与导航学院教授,博士生导师.发表学术论文200余篇,其中SCI/EI检索120余篇,出版中英文专著各1部.研究方向:雷达信号处理、雷达成像及电子对抗.
E-mail: afeuzq@163.com