

基于时频原子分解的地雷目标特征提取及分类*

施云飞, 宋 千, 金 添, 周智敏

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:利用车载超宽带地表穿透雷达进行大区域地雷探测在军事领域上有重要的应用价值,能否提取稳定一致的地雷特征是其实用化的关键。提出一种基于时频原子分解的地雷目标特征提取和分类方法,该方法以地雷目标的四维散射函数为基础获取二维时频图像,在对时频图像详细分析的基础上,通过时频原子对地雷目标一维距离向剖面进行分解,得到能够完整描述地雷时频域特征的多个原子,将这些原子作为特征向量送入分层分类器。通过实测数据验证,该方法适用于车载超宽带地表穿透雷达探测地雷。同传统基于时域或频域的特征提取算法相比,该方法提取的特征更加稳定,能有效改善地雷探测性能。

关键词:时频变换; 特征提取; 原子字典; 地雷探测

中图分类号:TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2012)01-0100-07

Feature extraction and classification of landmine based on time-frequency atom decomposition

SHI Yunfei, SONG Qian, JIN Tian, ZHOU Zhimin

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: It is important in military field to detect landmine using vehicle-mounted ultra band ground penetrating radar, which has the capability to detect landmines over large area. The extraction of steady features has been the crucial factor in the practical use of ultra-band ground penetrating radar. In light of this, a new feature extraction and classification method was proposed based on the time-frequency atom decomposition. The method extracted the two-dimension time-frequency image based on four-dimension scatter function. After analyzing the character of time-frequency image, the time-frequency atoms were used to decompose the one-dimension range profile of landmine. Several time-frequency atoms which could describe the time-frequency character of landmine were sent to hierarchy classifier as features. It was proved by real data that the method was applicable to vehicle-mounted ultra band ground penetrating radar. Compared with the conventional feature extraction algorithms based on time or frequency field, the proposed method can extract steadier feature and improve the performance of landmine detection effectively.

Key words: time-frequency transformation; feature extraction; dictionary of atoms; landmine detection

地雷探测无论对于战争时期还是平时期都是重要和紧迫的。但是地雷目标尺寸小,埋设所处环境复杂。因此地雷探测是一个典型的强杂波环境下的微弱静止目标检测问题,也是一个世界性的难题^[1]。采用低频超宽带的地表穿透雷达(Ground Penetrating Radar, GPR),具有良好的地表和植被穿透能力,其回波中包含有丰富的信息,是地雷探测技术发展的主要方向^[2]。特别是车载前视地表穿透雷达(Forward-Looking Ground Penetrating Radar, FLGPR)能够快速、准确地对单个地雷进行探测及雷场定位,具有安全距离长、探

测面积大、探测速度快等优点,是一种安全可靠的探雷技术^[3]。作为前视成像雷达^[4]的一种,FLGPR能够对雷达前方较大范围的区域成二维图像,然后对目标进行检测后提取感兴趣区域(Region Of Interest, ROI)用于鉴别。通过采用虚拟孔径技术^[5],FLGPR可以以较少的天线单元等效获得更多的虚拟阵元,改善合成孔径处理的方位多普勒采样率,因此又将此雷达称为前视地表穿透虚拟孔径雷达(Forward-Looking Ground Penetrating Virtual Aperture Radar, FLGPVAR)。国防科技大学对车载 FLGPVAR 做了详细和深入

* 收稿日期:2011-06-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60972121);全国优秀博士学位论文作者专项资金资助项目(201046);新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-10-0895);高等学校博士学科点专项科研基金资助课题(20094307120004)

作者简介:施云飞(1983-),男,江苏南通人,博士研究生,E-mail:yunfei1983@gmail.com;

周智敏(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:kdzhouzhim@yahoo.com.cn

的研究,取得较好成果^[6]。

特征提取是地雷目标检测的关键,提取地雷目标的稳定特征一直是地雷探测的研究热点。地雷目标的特征包括时域特征和频域特征两个方面。Kositsky^[7]利用物理光学法证明金属地雷具有时域双峰结构特征。孙晓坤^[8]利用矩量法计算地雷在频域的雷达散射截面曲线,发现地雷与特定频率电磁波谐振造成频域上的“双峰”。为统一地雷时域和频域特性,Sun^[9]对地雷 ROI 的一维距离像剖面进行时频变换,其时频图像中同时包含有时域双峰信息和频域谐振信息,但未给出时频变换的理论依据。特征提取后的分类器设计同样很重要,Wang^[10]使用费歇尔线性判别(Fisher Linear Discrimination, FLD)分类器,将特征向量投影到一维特征空间进行分类,但对特征提取要求很高;David^[11]使用非平衡逻辑回归(Imbalanced Logistic Regression, ILR)作为分类器,但是当信噪比不高时分类效果不佳。

本文采用 Jin^[12]提出的斜距-方位-频率-角度域四维散射函数,就地雷目标 ROI 一维距离剖面的时频变换给出理论解释,并对 Sun^[9]的方法加以修正和改进。通过深入分析地雷目标时频图像的特点,运用时频原子对地雷目标 ROI 一维距离剖面进行分解。得到的时频原子能够很好解释地雷的时频特性,并可以作为特征用于分类。为解决多个原子序列的分类问题,提出一种基于分层思想的分类器,这种分类器能够最大限度降低训练误差,改善 FLGPVAR 的地雷探测性能。

1 地雷目标特征空间分析

1.1 虚拟孔径成像模型描述

车载 FLGPVAR 系统具体参数见文献^[13],图 1 是该系统成像几何图形,包括 2 个发射单元及若干接收单元。图 2 为所成图像,白色方框内所示为地雷目标。

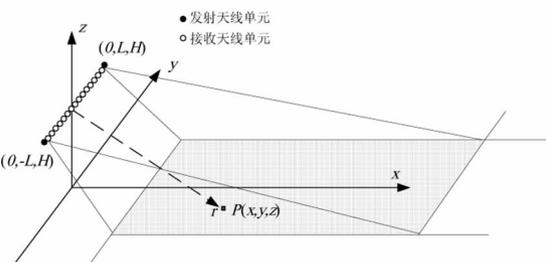


图 1 FLGPVAR 成像几何图形
Fig. 1 Imaging geometry of FLGPVAR

图 1 中,场景里任意点 (x, y, z) 在图像中的值

记为 $P(x, y, z)$, x 表示距离, y 表示方位, z 表示深度。而虚拟孔径图像是场景或目标关于斜距 r 和方位 y 的二维图像 $f(r, y)$, 其中 $r = \sqrt{x^2 + H^2}$, 表征了各个目标在场景中的位置和 target 散射的空间分布。虚拟孔径图像是各发射单元回波成像结果的相干叠加,即

$$f(r, y) = \sum_{i=1}^2 f_i(r, y) \quad (1)$$

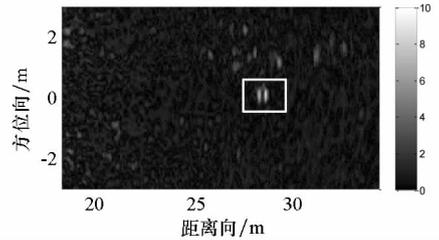


图 2 地雷图像
Fig. 2 Image of landmine

式(1)中的 i 表示不同的发射单元。对图像 $f_i(r, y)$ 来说,它是由第 i 个发射单元发射宽带信号, N 个接收单元接收到的反射回波 $s_i(t, u)$ 通过成像算法得到的, u 表示不同接收单元的坐标。对某个目标而言,发射单元对于该目标的入射角 θ_i 是固定的。因此,回波 $s_i(t, u)$ 还可以写成 $s_i(f, \theta_R)$, 即回波是在发射角 $\theta_r = \theta_i$ 时,在 $f - \theta_R$ 域对目标的非后向散射特性进行的测量。成像算法可以看成 $f - \theta_R$ 域到 $r - y$ 域的映射,通过对该映射关系的数学建模可以建立虚拟孔径成像模型。

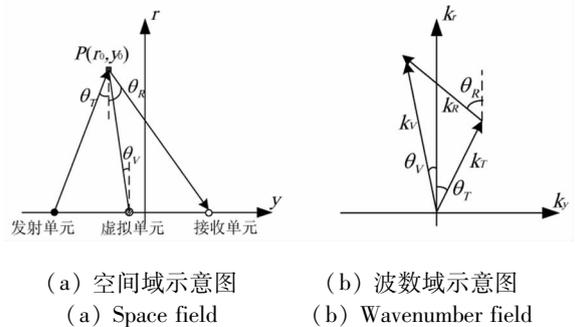


图 3 虚拟单元成像几何
Fig. 3 Imaging geometry of virtual unit

雷达成像本质上属于电磁逆散射问题,即由散射体外部所得到的散射场通过线性化近似,得到散射场空间傅里叶变换和目标散射函数空间谱的对应关系,重建目标的几何或物理特征。每对发射单元-接收单元组合形成一个收发虚拟单元,如图 3(a) 所示。对于理想点目标 P , 设发射单元、接收单元和虚拟单元的方位角分别为 θ_r , θ_θ 和 θ_v 。在波数域,发射波数、接收波数和虚拟

收发波数均为矢量,分别记 $\mathbf{k}_T, \mathbf{k}_R$ 和 \mathbf{k}_V , 如图 3 (b) 所示。并且有

$$\mathbf{k}_T = k_T \cos \theta_T \mathbf{a}_{kr} + k_T \sin \theta_T \mathbf{a}_{ky} \quad (2)$$

$$\mathbf{k}_R = k_R \cos \theta_R \mathbf{a}_{kr} + k_R \sin \theta_R \mathbf{a}_{ky} \quad (3)$$

式中, \mathbf{a}_{kr} 和 \mathbf{a}_{ky} 分别为斜距波数 k_r 和方位波数 k_y 方向上的单位矢量。

根据电磁波传播原理可知

$$\mathbf{k}_V = \mathbf{k}_T + \mathbf{k}_R \quad (4)$$

并且

$$k_T = k_R = k = 2\pi f/c \quad (5)$$

式(5)中, f 为发射信号的频率。于是虚拟收发波数可以表示为

$$\mathbf{k}_V = k_r \mathbf{a}_{kr} + k_y \mathbf{a}_{ky} \quad (6)$$

式(6)中

$$k_r = k(\cos \theta_T + \cos \theta_R) \quad (7)$$

$$k_y = k(\sin \theta_T + \sin \theta_R) \quad (8)$$

根据 $k = 2\pi f/c$ 可以得到

$$\begin{cases} k_r = \frac{4\pi f}{c} \cos \frac{\theta_T + \theta_R}{2} \cos \frac{\theta_T - \theta_R}{2} \\ k_y = \frac{4\pi f}{c} \sin \frac{\theta_T + \theta_R}{2} \cos \frac{\theta_T - \theta_R}{2} \end{cases} \quad (9)$$

或

$$\begin{cases} f = \frac{c \sqrt{k_r^2 + k_y^2}}{4\pi \cos[\theta_T - \arctan(k_y/k_r)]} \\ \theta_R = 2\arctan(k_y/k_r) - \theta_T \end{cases} \quad (10)$$

式(9)或(10)描述了 $f - \theta_R$ 域与 $k_r - k_y$ 域之间的映射关系, 而 $k_r - k_y$ 域与 $r - y$ 域是傅里叶变换关系。

1.2 目标多维散射函数估计

第 i 个接收单元的回波是以固定入射角 θ_i 对目标非后向散射函数进行测量, 记为 $g(r, y, f, \theta_R)$ 。通过成像算法得到的 $f_i(r, y)$ 仅是 r 和 y 的函数, 利用 $f_i(r, y)$ 只能获得散射函数的空间分布信息。对 $f_i(r, y)$ 进行空间 - 波数分布 (Space-Wavenumber Distribution, SWD) 可以得到 $F_i(r, y, k_r, k_y)$, 结合式(10), 可以得到目标多维散射函数的估计

$$\begin{aligned} \hat{g}(r, y, f, \theta_R) \\ = F_i(r, y, \frac{c \sqrt{k_r^2 + k_y^2}}{4\pi \cos[\theta_i - \arctan(k_y/k_r)]}, \\ 2\arctan(k_y/k_r) - \theta_i) \end{aligned} \quad (11)$$

式(11)中, $F_i(r, y, k_r, k_y)$ 可以基于各种形式的时频分布得到。其中基于 Choi-Williams 分布 (Choi-Williams Distribution, CWD) 的 SWD 为

$$F_{\text{CWD-SWD}}(r, y, k_r, k_y) =$$

$$\begin{aligned} & \iiint \iiint \Phi(r', r'', y', y'') f_i(r'' + \frac{r'}{2}, y'' + \frac{y'}{2}) \cdot \\ & f_i^*(r'' - \frac{r'}{2}, y'' - \frac{y'}{2}) \exp[jr'''(r - r'')] \cdot \\ & \exp[jy'''(y - y'')] \exp(-jk_r r' - jk_y y') \\ & dr' dr'' dy' dy'' \end{aligned} \quad (12)$$

式(12)中, $\Phi(\cdot)$ 为抑制交叉项的核函数

$$\begin{aligned} \Phi(r', r'', y', y'') = \\ \exp[-\alpha_r (r' r'')^2 - \alpha_y (y' y'')^2] \end{aligned} \quad (13)$$

其中 α_r 和 α_y 非负, 分别为 r 和 y 方向的平滑参数, 控制交叉项抑制程度。

2 地雷目标二维时频特征提取

2.1 时频图像获取

时频图像包含有地雷目标时频域的所有特征信息, 这里以目标多维散射函数为基础提取地雷目标的二维时频特征。对每个目标, 当入射角 θ_i 、反射角 θ_R 和方位 y 固定不变时, 式(11)和式(12)分别简化为

$$\hat{g}(r, f) = F_i(r, \frac{ck_r}{4\pi \cos \theta_i}) \quad (14)$$

$$F_{\text{CWD-SWD}}(r, k_r) =$$

$$\iiint \Phi(r', r'') f_i(r'' + \frac{r'}{2})$$

$$f_i^*(r'' - \frac{r'}{2}) \exp[jr'''(r - r'')] \cdot$$

$$\exp(-jk_r r') dr' dr'' \quad (15)$$

结合式(14)和(15), 可以得到二维时频特征的估计 $\hat{g}(r, f)$

$$\hat{g}(r, f) =$$

$$\iiint \Phi(r', r'') f_i(r'' + \frac{r'}{2})$$

$$f_i^*(r'' - \frac{r'}{2}) \cdot \exp[jr'''(r - r'')]]$$

$$\exp(-jr'4\pi \cos \theta_i/c) dr' dr'' \quad (16)$$

即对每个虚拟单元生成图像中的目标 ROI 提取一维距离向剖面, 通过时频变换得到相应的时频特征。Sun^[9] 基于所有虚拟单元的合成图像提取时频特征, 缺乏理论依据。这里对其加以修正。由图 3(a) 可知, 目标位置固定以后, 相对发射天线的入射角 θ_i 大小不变, 而反射角 θ_R 随接收天线变化而变化, $\hat{g}(r, y, f, \theta_R)$ 中的 y 值为相对虚拟天线单元中心的方位值, 为保证不同虚拟单元的图像都能对准天线单元中心, 需要根据虚拟单元方位角 θ_V 对 ROI 图像加以旋转。对所有旋转后提取到的一维距离向剖面相干叠加, 得到最终的距离向剖面。时频变换后得到图 4(b)、(d) 所示

的时频分布图像,这里横坐标是距离向剖面的像素,代表时间域;纵坐标为归一化频率,代表频域。图 4(a)、(b)是地雷 ROI 及时频分布图像,图 4(c)、(d)是杂波 ROI 及时频分布图像。

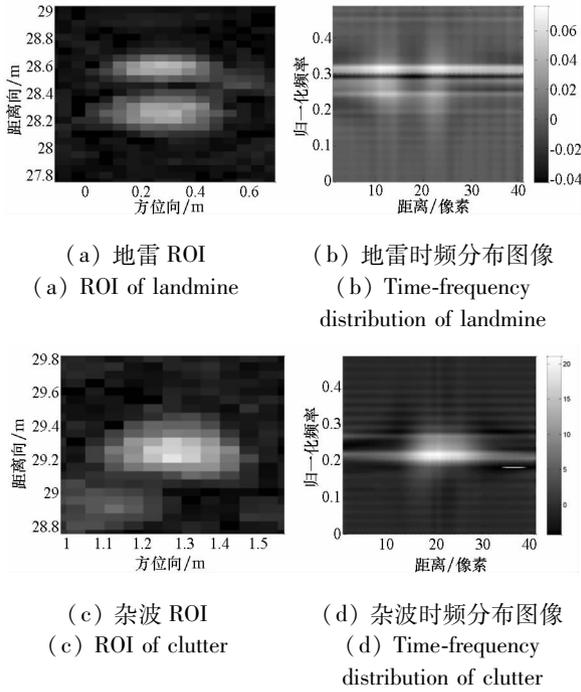


图 4 地雷、杂波 ROI 及时频分布图像
Fig. 4 ROIs of landmine and clutter, corresponding time-frequency distribution

2.2 时频图像分析

观察图 4(b)中的地雷时频图像可以发现,地雷时频图像具有明显的“#”字形特征,即时域和频域各有双峰。图 4(d)中杂波在频域虽然有双峰,但是双峰的位置及双峰之间距离与地雷时频图像有很大区别。地雷目标时域的双峰是由地雷前后两个菱形形成两个散射中心引起的,频域双峰是地雷目标与特定频率谐振响应引起的。传统的特征提取算法只关注时域或频域,时频图像包括时频域内所有特征,有更丰富的特征信息。但如果直接将时频图像作为特征送入分类器,包含的冗余信息会增加计算量,同时影响分类效果,因此有必要以改善分类器性能为目的,在时频图像基础上进行特征选择。

从信号时频变换角度分析,信号 S 可以表示为若干基函数的加权和,即

$$S = \sum_{j=1}^N a_j x_j \quad (17)$$

其中 x_j 表示基函数, a_j 为该基函数的权值,不同的基函数代表时频图像中不同的区域。观察图 4(b)中地雷时频图像可知,地雷目标能量主要集中在时域双峰、频域双峰及两个双峰的交叉点形

成的 8 个区域中,如图 5 所示。因此基于时频图像的特征选择就转化为提取能够覆盖这 8 个区域的基函数,并将这些基函数作为特征用于后续分类。这些基函数有些在时域上分辨率很高,有些在频域上分辨率很高,以分别提取时域和频域双峰。

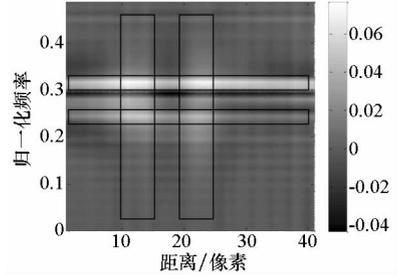


图 5 时频图像中基函数覆盖区域
Fig. 5 Areas that base functions cover in time-frequency image

2.3 基函数选择

这里通过分析几种常见的时频变换形式,得到适合地雷信号时频变换的基函数。常见的(时)频变换包括快速傅立叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)、短时傅立叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)、小波变换(Wavelet Transform, WT)和时频原子分解^[14]等。FFT中的基函数具有时不变特性,对频率空间进行了均匀划分,但是不包含任何时域信息,如图 6(a)所示。FFT适用于处理全局平稳的信号,但是地雷回波是个典型的非平稳信号,其频率响应随距离改变

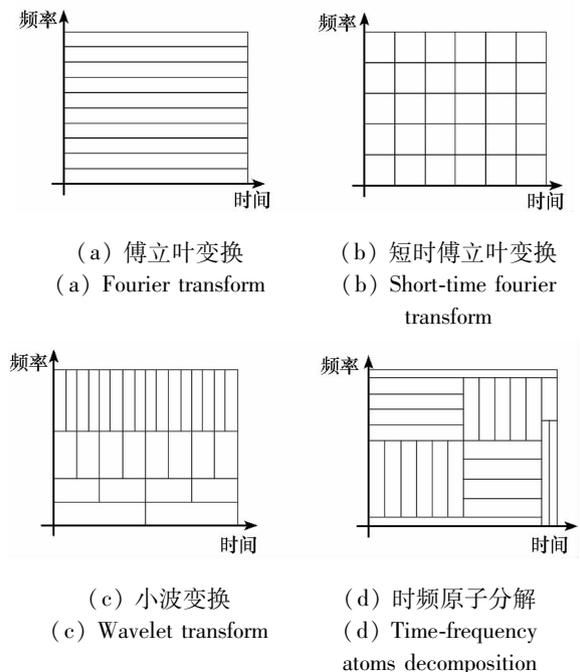


图 6 不同基分解的时频划分示意图
Fig. 6 Time-frequency distribution of different base function decomposition

有明显不同。这种非平稳的时变特性决定了对地雷信号的分析必须依赖具有局部时频分析能力的信号处理技术。STFT 基函数具有局部时频分析能力,但其窗函数确定以后,时间分辨率和频率分辨率都无法改变,如图 6(b)所示。WT 可以根据不同的需要在低频部分,通过调节尺度参数来改变时间窗和频率窗的大小,具有时域平面上多分辨率分析的特点。但是 WT 只能够在低频部分对信号进行多分辨率分析,如图 6(c)所示。小波包变换(Wavelet Packet Transform, WPT)作为 WT 的扩展,尽管能够在高频部分实现多分辨率分析,但也无法实现任意频率处的多分辨率分析。

时频原子分解同前 3 种(时)频变换不同,它首先建立一个超完备的函数集合,这些函数不再正交,组成的空间足够密集,因此改称为原子,该函数集合称之为字典。不同的原子有不同的时间(频率)分辨率,对应时频图像中的不同区域,如图 6(d)所示。由于原子之间是非正交的,同一个信号有多种表示方式。因此,尽管原子具有任意的时(频)分辨率,但是基于时频原子分解的特征选择有多种结果,需要结合分类器设计寻找最佳的特征组合。

事实上,分类器的复杂度同输入特征向量维数密切相关,维数越高,分类器越复杂。在特征选择过程中,需尽可能降低特征向量维数,然而过低的维数会导致特征向量无法完整描述目标信息。好的特征选择方法是在维数降低的同时最大限度保留目标信息。因此基于时频图像的特征选择就转化为超完备字典中最优原子组合的问题,可描述如下

$$\min_x \|x\|_0 \quad \text{subject to } f = Ax \quad (18)$$

其中 $x = \{x_i\}$, ($i=1, 2, \dots, N$) 表示原子, $A = \{a_i\}$, ($i=1, 2, \dots, N$) 表示原子系数, $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数。大多数情况下, l_0 范数可以等价于 l_1 范数问题^[15], 式(18)可转化为

$$\min_x \|x\|_1 \quad \text{subject to } f = Ax \quad (19)$$

其中 $\|\cdot\|_1$ 表示 l_1 范数。式(19)求解方法有很多,包括基追踪(Basic Pursuit, BP)^[16], 匹配追踪(Match Pursuit, MP)^[14] 和正交匹配追踪法(Orthogonal MP, OMP)^[17]等。

3 时频原子搜索及分类

3.1 时频原子搜索

Gabor 原子是最常用的一种时频原子,其定义为

$$g_\gamma(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) e^{i\xi t} \quad (20)$$

其中 $g(t)$ 表示 Gauss 函数, $\gamma = (s, u, \xi)$ 是时频参数,分别表示原子伸缩、位移、调制。通过窗函数的伸缩,原子的时间和频率分辨率可以自适应地调节,信号能量的分布也趋于集中。因 Gauss 窗函数 $g(t)$ 是偶函数,那么在时域空间 Gabor 原子 $g_\gamma(t)$ 则以横轴 u 为中心,能量主要集中在 u 附近,大小与 s 成比例。对原子进行 Fourier 变换,可得

$$\hat{g}_\gamma(w) = \sqrt{s} \hat{g}[s(w-\xi)] e^{-i(w-\xi)u} \quad (21)$$

由于 Gauss 函数的 Fourier 变换仍然是一个 Gauss 函数,所以 Gabor 原子的频域局部化特性也非常好。此外,由 Heisenberg 测不准原理可知, Gabor 函数在时频面上的时频窗口面积最小。因此,在一般的时频原子处理方法中,常常选用该原子作为超完备字典的基本结构。

在原子搜索过程中,如果每个参数搜索长度为 1000,每次原子匹配需要遍历 10^9 次,对于特征选择来说计算时间太长,因此需要给三个参数设定取值范围。但是在没有目标先验知识的情况下,盲目地设定取值范围,容易导致原子失配,无法重构原始信号,也就无法获得准确的目标特征信息。因此这里结合地雷目标的先验知识,通过大量训练数据,预先估计出三个参数的取值范围,既可以减少搜索时间,还不会丢失目标信息。为便于后续分类,原子搜索按照一定准则进行。首先遍历频域,找出最匹配频域双峰的 2 个原子;然后遍历时域,找出最匹配时域双峰的 2 个原子;最后遍历整个时频域,找出最匹配 4 个交叉点的原子。

3.2 时频原子分类

通过搜索得到 8 个原子,将这些原子的权值 a 及参数 $\gamma = (s, u, \xi)$ 作为特征向量送入分类器。一个简单的办法是将这些特征首尾相连得到长度为 32 的特征向量,但是在信噪比较低的情况下容易影响分类器性能。这里引入 AdaBoost^[18] 分类器思想,其中弱分类器采用超球面支持向量机(Hyper-sphere Support Vector Machine, HS-SVM)^[19]。但是与传统 AdaBoost 不同的是,每一层的弱分类器使用不同的原子,而且组成特征向量的原子参数也不同。事实上,原子的每个参数都是从不同方面对地雷目标特征进行描述。以第 1 个原子为例,参数 u 对目标和杂波的区分能力很小,这是因为第 1 个原子在时域上分辨率很低,

参数 u 表示原子在时域上的位移,对原子波形及时频分布都没有影响,也就无法用以区分目标和杂波。第 3 个原子类似,参数 ξ 表示频域上的位移,此时频域分辨率很低,也无法区分目标和杂波。因此对 8 个原子使用 8 个不同的分类器进行分类,且不同的原子使用不同的参数特征。在训练过程中,使用第 1 个分类器分出错误的样本,在使用第 2 个分类器时,增加其样本权值;第 1 个分类器分出准确的样本,第 2 次分类时,降低其样本权值。迭代结束后得到 8 个弱分类器,最终的强分类器是 8 个弱分类器的加权和。分类器结构如图 7 所示。其中 $d_i (i=1,2,\dots,8)$ 代表样本权值, $\omega_i (i=1,2,\dots,8)$ 代表分类器权值。

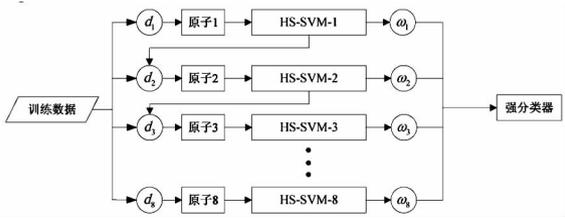


图 7 分类器结构
Fig. 7 Structure of classifier

4 实测数据处理结果

FLGPVAR 系统在某试验外场录取了大量探测数据,包括 5 个场景共 9 批数据,每批数据包含 4~6 个某型地雷不等。在对目标进行特征提取前,需要得到目标的 ROI。其中地雷 ROI 通过人工方式提取得到,总数为 315 个;杂波通过基于能量的检测器自动提取^[20],总数为 4326 个。

图 8 是对图 4(a) 中地雷目标 ROI 一维距离向时频原子分解后,前面 8 个系数最大的原子组成的时频分布图。将图 8 与图 4(b) 进行比较,可以发现时频分布图中双峰轮廓更加清晰,能量分布区域更加集中。其原因是基于时频原子分布得到的时频图像是线性时频变换,而图 4(b) 中是二次型变换,有交叉项干扰存在。因此图 8 更清楚地揭示了地雷目标时频分布的规律。

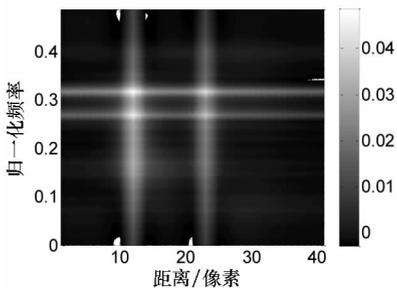


图 8 Gabor 原子时频分布图
Fig. 8 Time-frequency distribution of Gabor atoms

图 9 是三种不同算法的 ROC 效果图。图中带三角形的曲线是使用时频原子分解及分层分类器的检测结果;带空心圆的曲线是使用时频原子分解和 HS-SVM 分类器的检测结果;带实心圆的曲线是使用一维距离剖面作为特征向量,HS-SVM 作为分类器的结果。可以看到,基于时频原子分解的特征提取算法,效果好于传统上仅仅提取时域特征的算法;分层分类器的效果好于传统的 SVM 分类器的效果,其原因是分层分类器在迭代过程中最大限度减小训练误差,从而改善最终的分类效果。

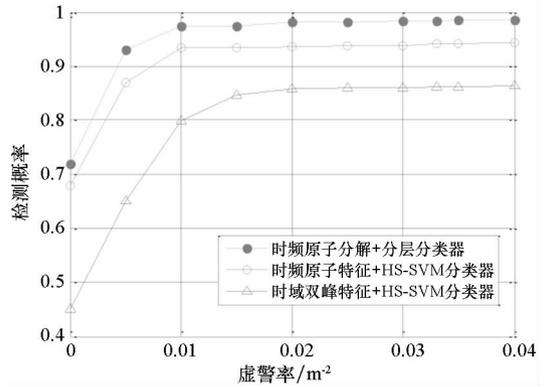


图 9 不同特征提取及分类算法性能比较
Fig. 9 Comparing of different feature extraction and classification

5 结论

本文在对地雷目标二维时频图像的特点深入分析的基础上,提出一种基于时频原子分解的地雷目标特征提取算法。其分解得到的每一个时频原子都能很好描述地雷目标的时频特征,因此可以将时频原子作为特征向量用于分类。为解决多个原子序列的分类问题,提出一种基于分层思想的分类器。这种分类器能够最大限度降低训练误差,从而具有更好的泛化性能。实测数据结果表明,本文提出的特征提取和分类算法具有很好的实用性,能够改善 FLGPVAR 中的地雷目标探测性能。

参考文献 (References)

[1] Schreiner K. Landmine detection research pushes forward, despite challenges [J]. IEEE Intelligent Systems, 2002, 17 (2):4-7.
 [2] David J D. A review of GPR for landmine detection [J]. Sensing and Imaging: An International Journal, 2006, 7(3): 90-123.
 [3] Liu G Q, Wang Y W, Li J. SAR imaging for a forward-looking GPR system [C]//Proceedings of SPIE, 2003, 5089:322-333.

- [4] 陈琦, 杨汝良. 机载前视合成孔径雷达 Chirp Scaling 成像算法研究 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(1): 228 - 232. CHEN Qi, YANG Ruliang. Research of chirp scaling imaging algorithm for air-borne forward-looking SAR [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(1): 228 - 232. (in Chinese)
- [5] Jin T, Zhou Z M. Imaging model of forward-looking ground penetrating radar with split-aperture transmitting configuration [C] // Proceedings of 2nd Asian and Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar, Xi'an, China, 2009: 21 - 24.
- [6] 陆必应. 步进频率连续波探地雷达数字信号处理机 [J]. 雷达科学与技术, 2010, 8(3): 229 - 232. LU Biying. Digital signal processor of A SFCW ground penetrating radar [J]. Radar Science and Technology, 2010, 8(3): 229 - 232. (in Chinese)
- [7] Kositsky J, Cosgrove R, Amazeen C. Results from a forward-looking GPR mine detection system [C] // Proceedings of SPIE, 2002, 4742: 205 - 217.
- [8] 孙晓坤. 埋地地雷超宽带电磁散射特性及在目标检测中的应用 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2008. SUN Xiaokun. UWB electromagnetic scattering characteristic of buried landmine and its application in target detection [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008. (in Chinese)
- [9] Sun Y J, Li J. Landmine detection using forward-looking ground penetrating radar [C] // Proceedings of SPIE, 2005, 5794: 1089 - 1097.
- [10] Wang T, James M K, Paul D G. Frequency subband processing and feature analysis of forward-looking ground-penetrating radar signals for land-mine detection [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(3): 718 - 729.
- [11] David P W, Vincent M, Miranda S S. Mine classification with imbalanced data [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(3): 528 - 532.
- [12] Jin T, Zhou Z M. Aspect-invariant feature extraction and associated landmine detector in UWB SAR [C] // Proceedings of 2006 CIE International Conference on Radar, Shanghai, China, 2006: 607 - 610.
- [13] Wang J, Li Y H, Zhou Z M. Image formation techniques for vehicle-mounted forward-looking ground penetrating SAR [C] // Proceedings of International Conference on Information and Automation, Zhangjiajie, China, 20 - 23 June, 2008: 667 - 671.
- [14] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Trans. on Signal Processing. 1993. 41(12): 3397 - 3415.
- [15] Gribonval R, Nielsen M. Sparse representations in unions of bases [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2003, 49(12): 3320 - 3325.
- [16] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Rev., 2001, 43: 129 - 159.
- [17] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2007, 53(12): 4655 - 4666.
- [18] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [C] // Proceedings of European Conference on Computational Learning Theory, 1995: 23 - 37.
- [19] Jin T, Zhou Z M, Song Q. A novel SVM for ground penetrating synthetic aperture radar landmine detection [J]. Journal of electronics (China), 2008, 25(1): 70 - 75.
- [20] Shi Y F, Jin T, Song Q, et al. A segmentation-based CFAR algorithm for subsurface targets detection in FLGPVAR [C] // Proceedings of 2010 2nd International Conference on Signal Processing Systems, Dalian, China, 5 - 7 July, 2010: 293 - 298.