

张华美, 张业荣, 王芳芳. 基于支持向量机的穿墙雷达目标形状重构方法[J]. 电波科学学报, 2015, 30(1): 153-159. doi: 10.13443/j. cjors. 2014011701

ZHANG Huamei, ZHANG Yerong, WANG Fangfang. Target shape reconstruction method for the through-wall radar based on SVM[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2015, 30(1): 153-159. (in Chinese). doi: 10.13443/j. cjors. 2014011701

基于支持向量机的穿墙雷达目标形状重构方法

张华美 张业荣 王芳芳

(南京邮电大学电子科学与工程学院, 江苏 南京 210003)

摘 要 为解决超宽带穿墙雷达中目标成像问题, 提出一种后向投影算法和支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 相结合的方法. 该方法通过 BP 算法得到穿墙成像数据, 再利用 SVM 对数据进行分类, 成功地解决了穿墙成像中的目标定位和形状识别问题. 利用穿墙模型实验数据的仿真结果验证了该方法的可行性和有效性. 测试结果表明: 该方法能对墙后未知目标实现形状重构, 且具有极高的空间分辨率; 此外, 当信号被噪声污染时, 该方法也能很好对墙后目标形状进行预测, 体现了该方法的鲁棒性. 最后对不同采样长度和空间采样间隔的分析表明, 采样长度和采样间隔对目标形状识别的影响有限, 采样位置数的增加、采样间隔的减小更有利于提高目标的分类准确率.

关键词 穿墙雷达; 超宽带; 支持向量机; 形状重构

中图分类号 O451; TN011 **文献标志码** A **文章编号** 1005-0388(2015)01-0153-07

Target shape reconstruction method for the through-wall radar based on SVM

ZHANG Huamei ZHANG Yerong WANG Fangfang

(School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of
Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu 210003, China)

Abstract In order to solve the target imaging problem of the ultra-wideband (UWB) through-wall radar, a technique based on the combination of back projection algorithm and support vector machine is proposed. In this technique, data for imaging can be obtained by using BP algorithm and are classified by the support vector machine (SVM). It can be employed for positioning and recognition of the targets behind the wall. The simulation results based on the data from the through-wall detection model verify the feasibility and validity. Furthermore, the results also demonstrate that the spatial resolution is very high and the shapes of the targets which have different shapes can be reconstructed by using this approach. In addition, when the data are corrupted by the noises, the shape of the targets behind the wall can still be well predicted, which means the robustness of the technique. Finally, the classification accuracy analysis for different sampling lengths and sampling intervals show that the influences of the sampling lengths and sampling intervals on the shape recognition are limited, and that the classification accu-

收稿日期: 2014-01-17

资助项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61071022, No. 61372045)

联系人: 张业荣 E-mail: zhangyr@njupt.edu.cn

acy can be improved with the increase of the sampling lengths and the decrease of the sampling intervals.

Key words through-wall radar; ultra-wideband (UWB); support vector machine (SVM); target shape reconstruction

引言

穿墙雷达和探地雷达、医学成像、地球物理观测、地震学等都属于无损检测领域,能提供非侵入式探测,具有重要的军事价值和民用价值,因此具有广泛而重要的应用前景^[1-3].

超宽带信号具有厘米量级的高分辨率、穿透墙壁能力强等优点,因而穿墙雷达成像主要采用超宽带信号.经过多年的发展,穿墙雷达的成像算法能很好地实现目标的定位,但很少对目标的形状进行判断.比如传统后向投影(Back-Projection, BP)算法及其改进算法^[4-6],由于目标上各点的回波时延呈双曲线特性,故把每个雷达天线接收到的回波相干叠加,就能使目标处的强度增强,其他地方强度减弱,从而能判断目标的位置.但对目标的形状判断却无能为力.近年来,压缩感知理论也被用于穿墙成像^[7-8].压缩感知技术从信号分解和逼近原理发展而来,在降低数据量上具有突出优点,但也只能实现目标的定位.吴世有等^[9-10]通过时延差曲线估计入射角及消除由墙体引起的传输路径和传输时延的影响,从而能很好地估计目标靠近墙体那侧的形状. Dehmollarian M^[11]对目标的整个形状有良好的估计,但在信噪比低的时候误差较大.张文吉等^[12-13]提出利用层析成像技术应用于穿墙成像,利用格林函数导出空间的傅里叶变换和散射场之间的线性关系,再通过逆傅里叶转换实现目标和人体形状的重构,该方法具有实时、高效等优点,但可以采用一些方法使目标的形状更加清晰.

在探地雷达(Ground-Penetrating Radar, GPR)的应用中,支持向量机(Support Vector Machine, SVM)以其实时性、高效性得到了广泛的关注^[14-15]. SVM是贝尔实验室的Vapnik在20世纪90年代中期提出的一种统计学习方法,建立在VC(Vapnik-Chervonenkis)维理论和结构风险最小原理基础上,通过求解一个凸二次规划问题,得到全局最优解,避免了陷入局部最优解及过拟合现象. SVM具有坚实、严格的理论和数学基础,并具有良好的泛化性能和实时性,非常适合用于穿墙成像技术.已有一些学者用SVM解决目标参数的重构问题^[16-17],及在穿墙成像问题中实现静目标的电参数和中心位置的重

构^[18-19]和对微多普勒信号的分类^[20-21],但对静目标的定位和识别还有待研究.

因此,采用SVM分类技术实现静目标的定位和识别.根据BP算法得到样本的特征向量,利用LibSVM工具箱^[22]对样本进行训练,并对不同形状的目标进行预测.预测结果表明, SVM能很好地解决穿墙成像中的目标定位和形状识别问题.为模拟实际场景,对数据中加入噪声的情况也进行了讨论.最后,比较了不同采样长度和采样间隔情形下的预测结果.

1 理论分析

1.1 SVM基本原理

SVM是一个线性分类器,在二分类问题中,就是寻找最大分类间隔时的分类超平面.假设给定的训练样本为 $\{(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$,其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$ 为输入信息, $y_i \in \{1, -1\}$ 为输出的目标类别信息(在二元的分类问题中), y_i 只有两个值, l 为训练样本数.考虑到容错性,引入松弛变量 ξ_i ,则对应的最优化问题为

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \right), \quad (1)$$

约束条件为

$$\begin{aligned} y_i((\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b) &\geq 1 - \xi_i, \\ \xi_i &\geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l). \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{w}, b$ 分别为决策函数的权重向量和偏置;

$C \sum_{i=1}^l \xi_i$ 为损失函数, C 是惩罚参数.

利用拉格朗日方法求解上述约束最优化问题,将原问题转化为其对偶问题,即

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} & \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j \langle \phi(\mathbf{x}_i) \cdot \right. \\ & \left. \phi(\mathbf{x}_j) \rangle - \sum_{j=1}^l \alpha_j \right), \end{aligned} \quad (3)$$

约束条件为

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i &= 0, \\ 0 &\leq \alpha_i \leq C \quad (i = 1, 2, \dots, l). \end{aligned} \quad (4)$$

式中, α_i 为拉格朗日系数.

对应的决策函数为

$$\zeta = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \langle x_i, x \rangle + b\right), \quad (5)$$

式中, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为内积运算符号。

穿墙成像问题中,由于墙体的存在,使得目标信息和接收信号之间的关系不再是线性关系,在 SVM 识别中,属于线性不可分的情况.对此通过非线性变换转换为某个高维空间中的线性问题,在高维空间求最优超平面.即在式(5)中,在高维空间求 x'_i, x' 的内积值,其中 x'_i, x' 指高维空间里向量.但我们仅知道低维空间的向量,所以,利用满足 Mercer 条件的核函数,通过两个低维空间里的向量计算出经过某个变换后高维空间里的向量内积值,即

$$K(x_i \cdot x) = \langle x'_i, x' \rangle. \quad (6)$$

核函数的引入大大降低了问题的难度,此时的决策函数为

$$\zeta = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right). \quad (7)$$

对于新的输入 x ,可通过式(7)运算得到一个符号值,该符号值代表了支持向量机对输入 x 的分类。

1.2 基于 SVM 的穿墙雷达识别方法

穿墙问题的几何模型如图 1 所示.墙体一侧放置收发共置天线,沿墙体方向移动形成一条直线.发射天线发射超宽带信号,接收天线接收目标散射信号,数据通过处理后用于 SVM 的训练和测试.墙体的另一侧为成像区域,包括均匀、无耗、各向同性媒质和目标。

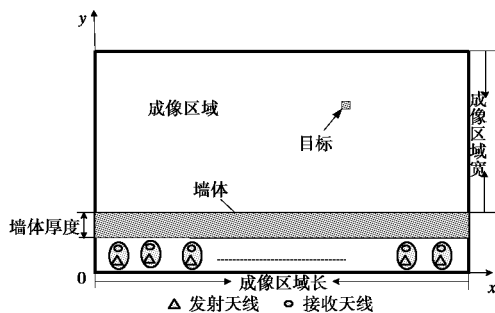


图 1 墙体仿真模型

媒质和目标由于电参数(介电常数、电导率)不同,可以视为两类:媒质为负类,目标为正类,而通常的支持向量机正是用于两类分类.仿真数据采用时域有限差分(Finite-Difference Time-Domain, FDTD)法仿真实验得到. FDTD 方法中,把成像区域划分成一定间隔的网格,对于每个网格,对应媒质和目标的位置,网格的类别标签分别为负类和正类。

SVM 中输入输出是一一对应的映射关系,因此还必须知道每个网格处的特征值.根据 BP 算法:

- 1) 把成像区域划分成一定间隔的网格;
- 2) 对于每个网格,计算发射机到网格、网格到接收机的双程时延;
- 3) 记录接收机处的电场值;
- 4) 对每个网格,重复 1)~3);
- 5) 每个网格上,接收到的幅值相加。

就能得到每个网格处的场强振幅值.再根据背景相减法得到目标的散射回波 E_s .对于每个网格,把 E_s 作为输入的特性向量,对应的类别标签作为输出. SVM 中对数据对 (E_s, ζ) 进行训练,训练完成后得到训练模型.利用训练模型对给定的 E_s 进行预测,就能得到对应位置的类别标签.根据预测到的类别标签判断目标的位置,从而实现穿墙成像问题中的目标定位和识别。

2 实验结果分析

2.1 验证 SVM 适用于穿墙成像分析

建立如图 1 所示的墙体仿真模型,坐标原点位于成像区域左下角.成像区域长 2.4 m,宽 2.65 m,墙厚 0.1 m.假设墙体是均匀的导电媒质,且为混凝土墙,相对介电常数 $\epsilon_r = 4.5$,电导率 $\sigma_w = 0.03$.目标为一个正方形理想金属体,边长为 0.11 m,中心位置为(1.45 m, 1.2 m).收发共置天线置于墙前 0.04 m 处,沿墙体方向移动,空间采样间隔 0.02 m,采样长度为 119 点,在采样位置处收集目标散射信号.发射信号为高斯调制脉冲信号,脉冲宽度为 1.2 ns,中心频率为 2 GHz,百分比带宽为 57.66%,属于超宽带信号。

为了提高目标识别的准确率,空间网格间隔为 0.01 m,因而有 63 600 个样本,其中正类 121 个样本,负类 63 479 个样本.选取 286 个数据作为训练数据,当然训练数据中必须包括含有目标信息的数据.训练完成后,得到训练模型和接收机工作特性(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线,ROC 曲线见图 2。

从图 2 看出,对正类和负类,此分类器均具有良好的分类能力。

根据训练模型对整个成像区域进行预测,得到正类和负类的分类准确率分别为 79.34%、99.90%.负类的分类准确率很高,说明对媒质的预测能力很好.正类的分类准确率稍低,但也能满足穿墙成像的要求.图 3 给出了分别用场强幅度值、功率

密度、预测的类别标签画出的二维灰度图。

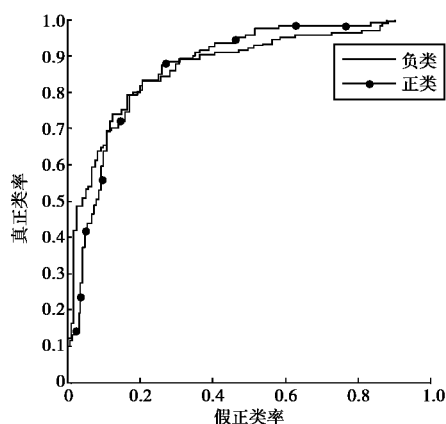
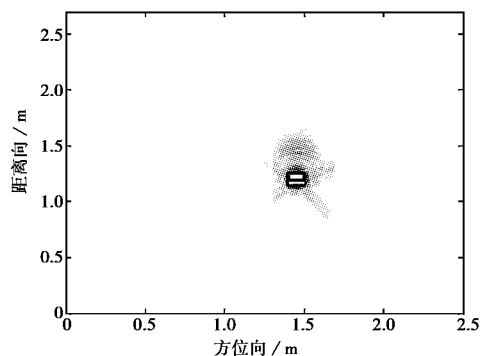
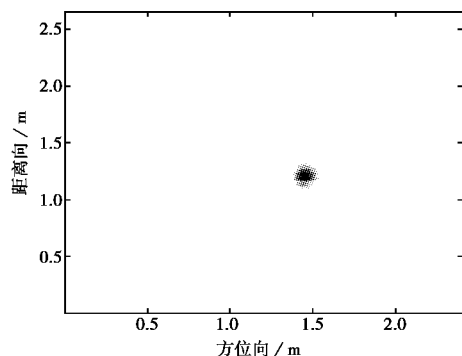


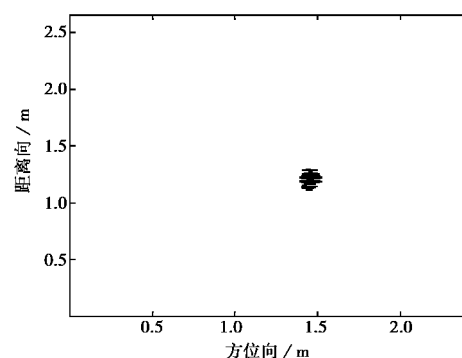
图 2 ROC 曲线



(a) 场强幅度



(b) 功率密度



(c) SVM 预测的类别标签

图 3 正方形目标的灰度图

图 3(a)中的小方框是正方形目标的实际位置,可以看出,实际位置和成像位置相当吻合,实现了目标的精确定位.其他两种情况定位效果也非常好.场强幅度值对应的灰度图存在虚影,会影响目标的精确定位.功率密度是在场强幅度值的基础上,使每个网格点之间的场强幅度的对比度得到加强,从而有效地消除了虚影现象,但也损失了一些有用的目标信息,所以只能得到目标的位置坐标信息,即实现了目标的定位.基于 SVM 的预测方法,不仅有效地消除了虚影现象,也保留了大部分的目标信息,当正类的分类准确率达到一定程度时,就能预测出这一程度的目标信息,即对目标的形状有一定的识别能力.在本例中,正类的分类准确率为 79.34%,也就意味着有 79.34%的目标信息被准确预测,这已能很好地判断目标的形状.再结合前面的 ROC 曲线分析,说明 SVM 非常适用于穿墙成像的研究.

2.2 对不同形状目标的形状重构

在穿墙成像雷达模型中,目标的形状千变万化,典型的有正方形、圆形、长方形.有时探测区域也存在多个目标.本节对不同形状、不同位置的目标及多目标进行预测.在 1.2 节墙体仿真模型的基础上,仅改变目标的位置、形状或数量:

1) 目标为圆形,中心位置为(1 m, 0.95 m),半径为 0.15 m;

2) 目标为长方形,中心位置为(1.6 m, 1.4 m),长 0.4 m,宽 0.11 m;

3) 两个目标,均为正方形,中心位置分别为(0.85 m, 1.25 m)、(1.85 m, 2.05 m),边长 0.1 m.

利用 2.1 节得到的训练模型进行预测,预测结果见图 4.

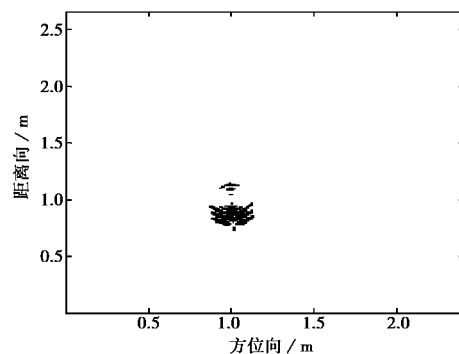


图 4 圆形目标 SVM 预测的成像结果

对于不同形状的目标而言,根据场强幅度值、功率密度得到的二维灰度图的变化情况和图 3 类似,

况且预测结果都很好,所以图 4 只给出圆形目标的预测类别标签的成像结果.从图 4 可以看出 SVM 预测结果和实际目标形状相似,能判断目标原始形状,实现目标形状的重构.且对圆形目标方位向的预测结果比距离向的要好,这是因为方位向上目标信息很充足,而距离向上目标信息欠缺的缘故.这种现象的产生和 BP 算法有关,也即在 BP 算法中,当目标在距离向分布过长时,后面部分会被前面部分挡住,所以后面部分的信息就无从获得,影响了成像效果.虽然我们可以通过调节信号带宽来调整距离向的分辨率,但会产生更多的虚影等其他负面影响.

图 5 给出了预测的圆形目标的类别标签在方位向、距离向上的分布,这在某种意义上代表了方位向、距离向上的分辨率.

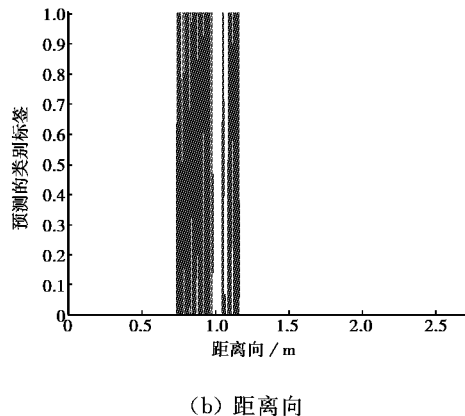
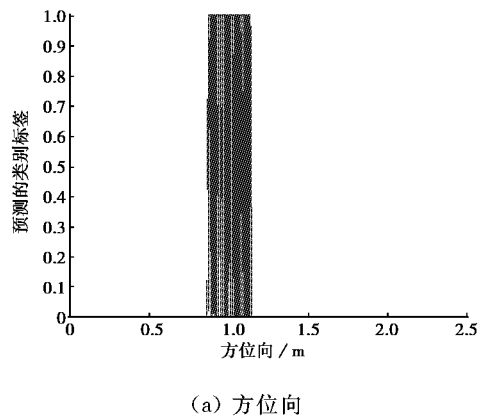


图 5 圆形目标的分辨率

从图 5(a)看出,方位向预测的目标位置及尺寸和实际的很吻合,说明方位向的分辨率很高.从图 5(b)看出,距离向的分辨率也很高,但略差于方位向.距离向上出现了一些不连续现象,影响尺寸的判断,有时也被误认为是多个目标.且目标尺寸越大,对目标尺寸判断的影响也越大.

2.3 加入高斯白噪声

上述预测结果是在理想的无噪声情况下得到的,但实际上数据的收集过程必然会有噪声污染,所以必须研究存在噪声的情况.穿墙成像接收到的信号能量主要集中在目标位置处,所以即使加入较强的高斯白噪声使目标回波的信噪比很小,目标位置处的信号依然较突出.表 1 是利用 2.1 节的训练模型对被噪声污染的信号进行预测,得到加入不同信噪比噪声后,成像区域(整体)、负类、正类的分类准确率.

表 1 加入噪声信号后的分类准确率/%

信噪比/dB		5	30	50	理想情况
正方形	成像区域	99.86	99.86	99.86	99.86
	负类	99.90	99.90	99.90	99.90
	正类	77.69	78.51	79.34	79.34
圆形	成像区域	99.16	99.16	99.16	99.17
	负类	99.86	99.86	99.87	99.87
	正类	36.81	36.81	36.67	36.95
长方形	成像区域	99.46	99.49	99.50	99.51
	负类	99.56	99.59	99.61	99.61
	正类	85.37	85.14	85.14	85.14
两目标	成像区域	99.67	99.68	99.69	99.69
	负类	99.76	99.77	99.77	99.78
	正类	78.10	76.03	76.45	76.45

从表 1 看出,随着信噪比的变化,各类的分类准确率基本不变,说明噪声污染对成像结果的影响非常小.对于不同形状的目标来说,成像区域分类准确率都非常高,因为在成像区域内,负类的样本数远远大于正类的,所以当负类的分类准确率非常高时,成像区域的分类准确率也非常高.正类的分类准确率较低,这和输入数据有关.

预测时用 2.1 节无噪声污染时的训练模型对有噪声污染的信号进行预测,分类效果和无污染时基本一致,说明该方法具有鲁棒性.

2.4 采样长度和间隔对分类准确率的影响

采样长度和间隔不同时,采集的数据会有所不同.考虑了 3 种情形:

- 1) 采样长度为 119 点,空间采样间隔为 0.02 m (2.1~2.3 节所采用);
- 2) 采样长度为 23 点,空间采样间隔为 0.1 m (采样总长度基本不变,采样间隔增大);
- 3) 采样长度为 61 点,空间采样间隔为 0.02 m (采样总长度变短,采样间隔不变).

若仍用 2.1 节的训练模型进行预测,预测结果见表 2.

表 2 不同采样长度和间隔时的分类准确率/%

	分类准确率	成像 区域	负类	正类
正 方 形	情形一	99.86	99.90	79.34
	情形二	99.89	99.96	62.81
	情形三	99.82	99.86	76.86
圆 形	情形一	99.17	99.87	36.95
	情形二	99.13	99.97	24.54
	情形三	99.13	99.93	28.35
长 方 形	情形一	99.51	99.61	85.14
	情形二	98.92	99.17	63.64
	情形三	99.45	99.60	78.27
两 目 标	情形一	99.69	99.78	76.45
	情形二	99.04	99.21	56.20
	情形三	99.66	99.76	71.49

从表 2 看出,随着采样长度或者采样间隔的变化,预测结果有所不同.从正类的分类准确率看,情形一分类准确率最高,情形三次之,情形二最低.说明增加采样位置数、减少采样间隔能有效地提高正类的分类准确率.减少采样位置数比增加采样间隔对正类分类准确率的影响要小.同时,三种情形下的正类分类准确率相差基本保持在 20% 以内,说明即使减少采样位置数、增加采样间隔,SVM 依然能实现目标的定位和形状的识别,再次证明了此方法的鲁棒性.

综上所述,利用 SVM 对正方形目标建立的训练模型不仅可以预测不同形状的目标,也可以预测多目标的情况.且在不同信噪比及不同采样长度和间隔时均表现出其稳定性的一面.而且由于 SVM 是小样本算法,在特征数据已知的情况下,在 Inter core 2.6 G CPU 的计算机上,无论以上哪种情形,预测时间均小于 1 s.这为穿墙雷达的实时成像提供了可能.

3 结 论

鉴于多数穿墙成像雷达算法仅对目标进行定位,未能识别其形状的情况,在 BP 算法的基础上,引入 SVM 的应用,实现了目标形状的重构.在穿墙模型中选取部分数据作为训练数据,训练后得到训练模型,能对不同形状、不同位置的目标实现目标定位和识别,体现了该方法具有良好的泛化性能.用同样的训练模型对有噪声污染的数据、不同采样长度

和间隔得到的数据进行预测,预测结果令人满意,证实了该方法的可行性和鲁棒性.由于提取数据的方法基于 BP 算法,耗时较长,所以如何快速地提取特征数据是以后的研究方向.

参考文献

- [1] BOLOMEY J C. Recent European developments in active microwave imaging for industrial, scientific, and medical applications [J]. IEEE T MICROW THEORY, 1989, 37(12): 2109-2117.
- [2] GUREL L, OGUZ U. Three-dimensional FDTD modeling of a ground-penetrating radar [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2000, 38(4): 1513-1520.
- [3] MAHFOUZ M, FATHY A, YANG Yunqiang, et al. See-through-wall imaging using ultra wideband pulse systems [C]//Proceedings of the thitry-fourth Workshop on Applied Imagery and Pattern Recognition(AIPR). Washington D C, 2005.
- [4] JIA Yong, KONG Lingjiang, YANG Xiaobo. Improved cross-correlated back-projection algorithm for through-wall-radar imaging [C]//Radar Conference. Ottawa, April29-May3, 2013: 1-3.
- [5] CHEN Lei, SHAN Ouyang. Modified cross-correlated back projection for UWB through-wall surveillance [C]//International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Shanghai, 2007, 516-519.
- [6] 王芳芳, 张业荣. 超宽带穿墙雷达成像的 FDTD 数值模拟 [J]. 电波科学学报, 2010, 25(3): 569-573.
WANG Fangfang, ZHANG Yerong. Through-wall imaging ultra-wideband radar: numerical simulation [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2010, 25(3): 569-573. (in Chinese)
- [7] 黄 琼, 屈乐乐, 吴秉横, 等. 压缩感知在超宽带雷达成像中的应用 [J]. 电波科学学报, 2010, 25(1): 77-82.
HUANG Qiong, QU Lele, WU Bingheng, et al. Compressive sensing for ultra-wideband radar imaging [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2010, 25(1): 77-82. (in Chinese)
- [8] LEIGSNERING M, DEBES C, ZOUBIR A M. Compressive sensing in through-the-wall radar imaging [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Prague, 2011: 4008-4011.
- [9] WUShiyou, XU Yanyun, CHEN Jie, et al. Through-wall shape estimation based on UWB-SP radar [J].

- IEEE Geosci Remote Sens Letters, 2013, 10(5): 1234-1238.
- [10] LI Jutao, WU Shiyu, CHEN Chao, et al. A new method of complex target shape reconstruction for UWB through-wall radar [C]//First International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control. Beijing, 2011: 725-728.
- [11] DEHMOLLAIAN M. Through-wall shape reconstruction and wall parameters estimation using differential evolution[J]. IEEE Geosci Remote Sens Letters, 2011, 8(2): 201-205.
- [12] ZHANG Wenji, HOORFAR A. Two-dimensional diffraction tomographic algorithm for through-the-wall radar imaging[J]. PIER B, 2011, 31: 205-218.
- [13] ZHANG Wenji, HOORFAR A. Three-dimensional real-time through-the-wall radar imaging with diffraction tomographic algorithm[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2013, 51(7): 4155-4163.
- [14] 张春城, 周正欧. 基于支持向量机的浅地层探地雷达目标分类识别研究[J]. 电子学报, 2005, 33(6): 1091-1094.
- ZHANG Chuncheng, ZHOU Zhengou. Research on ground penetrating radar target identification based on support vector machines in shallow subsurface application[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(6): 1091-1094. (in Chinese)
- [15] XIE Xiongyao, LI Pan, LIU Lanbo. GPR identification of voids inside concrete based on support vector machine (SVM) algorithm [C]//14th International Conference on Ground Penetrating Radar. Shanghai, 2012: 381-386.
- [16] 张清河, 肖柏勋, 朱国强. 基于支持向量机的介质圆柱体逆散射问题研究[J]. 电波科学学报, 2007, 22(2): 569-573.
- ZHANG Qinghe, XIAO Boxun, ZHU Guoqiang. Inverse scattering by dielectric circular cylinder based on support vector machine[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2007, 22(2): 569-573. (in Chinese)
- [17] 张清河, 汪 洋, 陈将宏. 基于支持向量机的复合柱体目标参数反演[J]. 电波科学学报, 2012, 27(6): 1232-1237.
- ZHANG Qinghe, WANG Yang, CHEN Jianghong. Composite conducting-dielectric cylinder parameters reconstruction by means of SVM[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2012, 27(6): 1232-1237. (in Chinese)
- [18] 王芳芳, 张业荣. 基于支持向量机的电磁逆散射方法[J]. 物理学报, 2012, 61(8): 084101.
- WANG Fangfang, ZHANG Yerong. An electromagnetic inverse scattering approach based on support vector machine[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(8): 084101. (in Chinese)
- [19] WANG Fangfang, ZHANG Yerong. The support vector machine for dielectric target detection through a wall[J]. PIER Letters, 2011, 23: 119-128.
- [20] YOUNGWOOK K, LING Hao. Through-wall human tracking with multiple doppler sensors using an artificial neural network [J]. IEEE Trans Antennas Propag, 2009, 57(7): 2116-2122.
- [21] LIU Xiaoxiang, LEUNG H, LAMPROPOULOUS G A. An intelligent through-the-wall recognition system for homeland security[C]//IEEE World Congress on Computational Intelligence. Hong Kong, 2008: 2084-2090.
- [22] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines [DB/OL]. [2014-1-17]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html>

作者简介

张华美 (1979—), 女, 江苏人, 南京邮电大学讲师、在读博士研究生, 研究方向为电磁场的数值计算, 电磁逆散射及其成像等。

张业荣 (1963—), 男, 安徽人, 南京邮电大学教授, 博士, 博士生导师, 研究方向为移动通信系统与设备, 电磁场的数值计算, UWB 信道等。

王芳芳 (1985—), 女, 江苏人, 南京邮电大学讲师, 博士, 研究方向为计算电磁学, 电磁散射, 微波成像技术等。