

文章编号: 1001- 2486(2006) 01- 0057- 05

## 基于二维小波变换的空间目标识别算法\*

马君国, 赵宏钟, 李保国, 王远模

(国防科技大学ATR 实验室, 湖南长沙 410073)

**摘要:** 对于空间目标识别这个具有挑战性的研究课题, 提出了基于二维小波变换的空间目标识别算法。该算法首先对空间目标的 ISAR 像进行二维小波变换, 然后从近似分量和细节分量中提取奇异值特征, 最后应用径向基函数(RBF) 神经网络进行分类识别。计算机仿真实验表明, 该算法取得了比较好的识别效果。

**关键词:** 空间目标识别; ISAR; 小波变换; 奇异值

中图分类号: TN957. 52 文献标识码: A

## Space Target Recognition Algorithm Based on Two-dimensional Wavelet Transform

MA Jun-guo, ZHAO Hong-zhong, LI Bao-guo, WANG Yuan-mo

(ATR Lab, National Univ. of Technology Defense, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Regarding the fact that space target recognition is a challenging research problem, this paper proposes a space target recognition algorithm based on the two-dimensional wavelet transform. Firstly, the two-dimension wavelet transform of ISAR image of space target was proceeded. Then singular value feature was extracted from approximate and detail parts. Finally, the radial base function(RBF) neural network was used to classify space targets. Computer simulation shows that such an algorithm achieves good recognition effect.

**Key words:** space target recognition; ISAR; wavelet transform; singular value

目前世界各国都特别重视开展自己的空间目标监视识别系统的研究, 特别是美国已经建立了较为完善的空间监视识别系统, 可以监视和识别尺寸大于 20cm 的空间目标。空间目标识别是空间监视任务中不可或缺的基本条件。空间目标识别主要是利用雷达等传感器获取空间目标的回波信号, 从中提取目标的位置、速度、结构等特征信息, 进而实现对空间目标的类型或属性识别。雷达目标的 ISAR 像是由逆合成孔径雷达得到的目标距离—多普勒像, ISAR 像在横向和纵向上都实现了高距离分辨。对空间目标成 ISAR 像就可以将目标的多个散射中心分离开来, ISAR 像反映了目标的精细结构特征, 有利于实现特征提取和分类识别。目标 ISAR 像的数据量较大, 因此需要从目标 ISAR 像中提取稳定的维数较少的特征。本文主要关注对卫星的识别, 首先对空间目标的 ISAR 像进行二维小波变换, 然后提取近似部分和三个细节部分的奇异值作为特征, 最后应用 RBF 神经网络进行分类识别。计算机仿真实验表明, 应用二维小波变换及奇异值分解(SVD) 的特征提取方法进行目标识别可以获得比较好的识别效果。

## 1 二维小波变换

假设 ISAR 像为二维离散信号  $[C_{m,n}]_{L_1 \times L_2}$ , 则二维小波变换分解算法为<sup>[1]</sup>

$$C_{j+1}(m, n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(k-2m)h(l-2n)C_j(k, l) \quad (1)$$

$$D_{j+1}^1(m, n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(k-2m)g(l-2n)C_j(k, l) \quad (2)$$

\* 收稿日期: 2005- 10- 11

基金项目: 国家部委资助项目

作者简介: 马君国(1970—), 男, 博士生。

$$D_{j+1}^2(m, n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} g(k-2m) h(l-2n) C_j(k, l) \quad (3)$$

$$D_{j+1}^3(m, n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} g(k-2m) g(l-2n) C_j(k, l) \quad (4)$$

其中,  $h, g$  为与小波函数相对应的滤波器系数。

由于  $h$  具有低通特性,  $g$  具有高通特性, 二维小波分解变换把尺度  $j$  上的近似(低频)部分  $C_j(m, n)$  分解为四部分: 尺度  $j+1$  上的近似(低频)部分  $C_{j+1}(m, n)$ 、水平方向细节(高频)部分  $D_{j+1}^1(m, n)$ 、垂直方向细节(高频)部分  $D_{j+1}^2(m, n)$  和对角方向细节(高频)部分  $D_{j+1}^3(m, n)$ 。经过一次二维小波分解变换, 可以将 ISAR 像分解为  $\frac{L_1}{2} \times \frac{L_2}{2}$  的四个部分, 虽然总的的数据量没有改变, 但是按照频率信息的不同对 ISAR 数据进行了处理, 更有利于提取出反映目标特性的特征。

## 2 提取奇异值特征

经过一次二维小波分解变换, ISAR 像分解为  $\frac{L_1}{2} \times \frac{L_2}{2}$  的四个部分, 把每部分看作为一个矩阵, 可以提取出矩阵的奇异值特征。

若矩阵  $A \in R^{m \times n}$ , 则存在正交矩阵  $U \in R^{m \times m}$ ,  $V \in R^{n \times n}$ , 使得

$$A = U \Sigma V^T \quad (5)$$

上式称为  $A$  的奇异值分解(SVD), 其中  $\Sigma = \text{diag}[\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p]$ ,  $p = \min(m, n)$ ,  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p \geq 0$ ,  $\sigma_i (i = 1, 2, \dots, p)$  称为矩阵  $A$  的奇异值。

奇异值具有稳定性, 假设  $A, B \in R^{m \times n}$ ,  $A, B$  的奇异值分别为  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p$ ,  $\tau_1 \geq \tau_2 \geq \dots \geq \tau_p$ , 则  $|\sigma_i - \tau_i| \leq \|A - B\|_2$ 。这意味着当矩阵  $A$  有微小扰动时, 奇异值的变化不大于扰动矩阵的 2-范数。

## 3 应用 RBF 神经网络进行分类识别

假设待分类的空间目标为  $I$  类, 每类目标的特征向量为  $d$  维, 在神经网络训练阶段每类目标的特征向量样本数分别为  $N_1, N_2, \dots, N_I$ , 记所有的特征向量样本为  $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ,  $N = N_1 + N_2 + \dots + N_I$ , 即  $x_1, x_2, \dots, x_{N_1}$  为第一类目标的特征向量,  $x_{N_1+1}, x_{N_1+2}, \dots, x_{N_1+N_2}$  为第二类目标的特征向量, 以此类推。RBF 神经网络示意图如图 1 所示, 输入层节点数为  $d$ , 隐层节点数为  $M$ , 输出层节点数为  $I$ , 输入层到隐层的权值为 1, 隐层第  $j$  个节点至输出层第  $k$  个节点的权值为  $w_{jk}$ , 隐层节点的 RBF 函数为<sup>[4-5]</sup>

$$G_j(x, s_j) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|x - s_j\|^2\right] \quad (6)$$

其中,  $s_j, \sigma_j^2 (j = 1, 2, \dots, M)$  分别为隐层第  $j$  个节点上径向基函数的中心向量和方差,  $s_j, \sigma_j^2$  可以通过  $K$  均值聚类算法获得。RBF 神经网络的权值矩阵为

$$W = (R^T R)^{-1} R^T D \quad (7)$$

其中,  $W = [w_{jk}]_{M \times I}$ , 隐层节点输出矩阵  $R = [r_{ij}]_{N \times M}$ ,  $r_{ij} = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|x_i - s_j\|^2\right]$ 。

$$D = [d_{ik}]_{N \times I} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \underbrace{\hspace{1.5cm}}_{N_1} & \underbrace{\hspace{1.5cm}}_{N_2} & \dots & \underbrace{\hspace{1.5cm}}_{N_I} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

在测试阶段, 令  $x$  为待测试的特征向量, 则隐层节点输出向量为  $r = [r_j]_{M \times 1}$ ,  $r_j =$

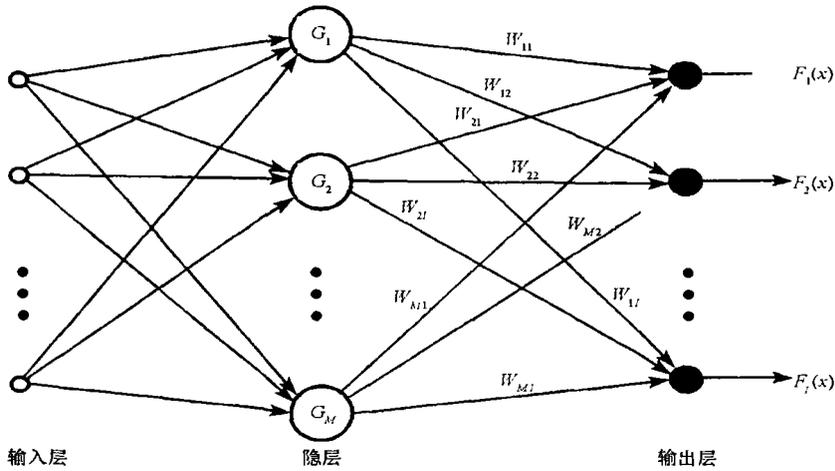


图 1 RBF 神经网络示意图

Fig. 1 The diagram of RBF neural network

$\exp\left[-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|x - s_j\|^2\right]$ , RBF 神经网络的输出向量为

$$O = W^T r \tag{9}$$

### 4 仿真结果与分析

由于较难得到空间目标的实测数据, 我们通过软件仿真的方法获得空间目标的雷达观测数据, 选取五类卫星作为待识别目标集, 分别记为目标①、目标②、……、目标⑤。由于空间目标的结构一般比较简单, 因此空间目标可以看作是由数目较少的散射中心组成的。图 2 为五类空间目标 ISAR 像, 仿真中的

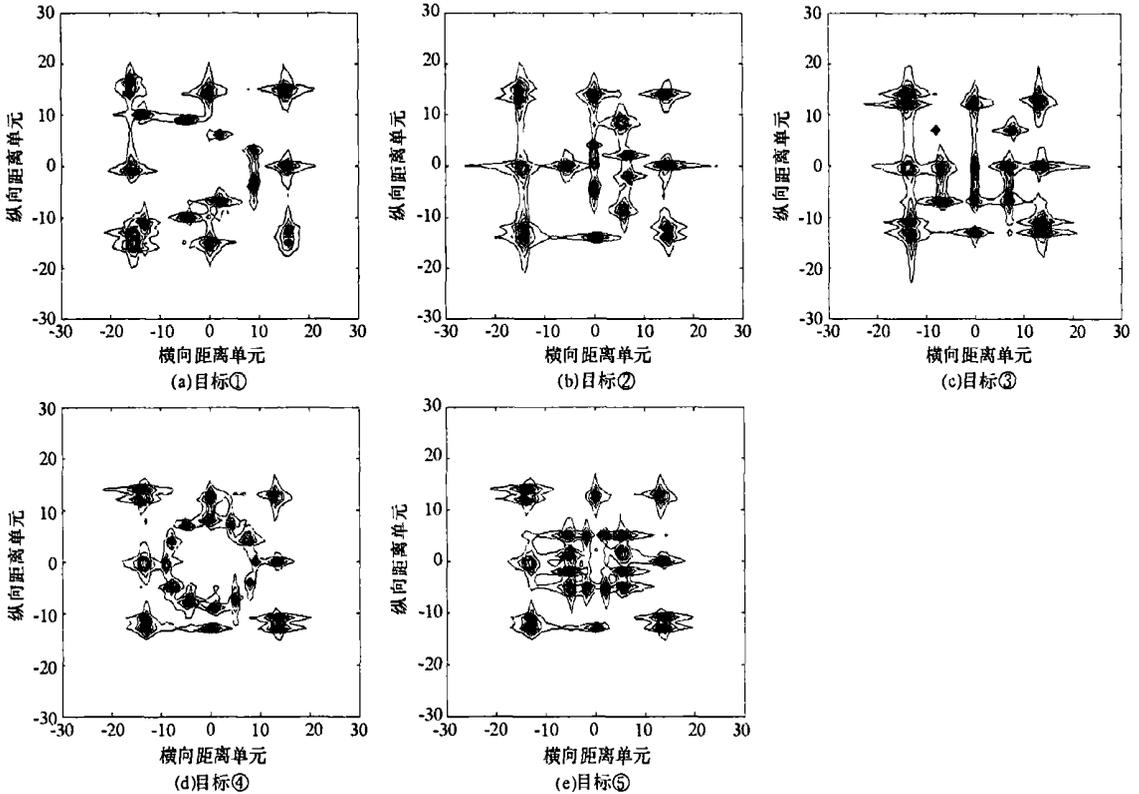


图 2 五类空间目标 ISAR 像

Fig. 2 The ISAR image of five kinds of space target

参数为: 雷达工作频率 94GHz, 脉冲重复频率 1000Hz, 信号带宽 3.2GHz, 雷达与目标间距离 5km, 方位角  $0^\circ$ , 俯仰角  $5^\circ$ , 信噪比 15dB, 在方位平面目标相对于雷达视线顺时针均匀转动  $2^\circ$ 。按照上述参数, 可获得目标横向分辨率为 0.0457m, 纵向分辨率为 0.0469m, 横向分辨率和纵向分辨率远小于目标的尺寸, 因此可以对空间目标成 ISAR 像。

本文采取对 ISAR 像进行二维小波变换及 SVD 的特征提取方法, 从二维小波变换后的近似部分和三个细节部分提取相同数目的奇异值, 构成一个特征向量。将该特征提取方法与对 ISAR 像进行直接 SVD 的特征提取方法的识别性能进行了比较研究, 两种特征提取方法都应用 RBF 神经网络进行分类识别。选取目标方位角为  $0^\circ \sim 360^\circ$ , 间隔为  $1^\circ$ , 在每一方位角下对空间目标成 ISAR 像, 选用 4 阶紧支撑双正交小波, 其它仿真参数同上, 提取偶数序号的 ISAR 像的特征向量用于获得 RBF 神经网络的权值, 用奇数序号的 ISAR 像的特征向量来测试算法的性能。

图 3 给出了应用二维小波变换及 SVD 的特征提取方法进行目标识别时, 在不同信噪比下平均识别率与特征数目的关系, 可以看到在各个信噪比下, 当特征数目为 16~ 32 时, 平均识别率是比较高的, 而且基本保持不变。图 4 给出了应用直接 SVD 的特征提取方法进行目标识别时, 在不同信噪比下平均识别率与特征数目的关系, 可以看到特征数目为 9~ 12 时, 平均识别率是比较高的, 而且基本保持不变。

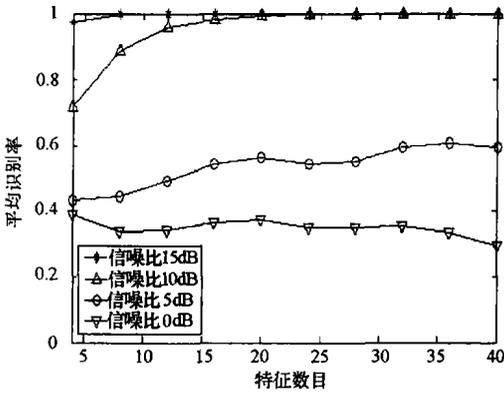


图 3 平均识别率与特征数目的关系(二维小波变换及 SVD 的特征提取方法)

Fig. 3 The relation between average recognition rate and feature number (feature extraction method of two-dimensional wavelet transform and SVD)

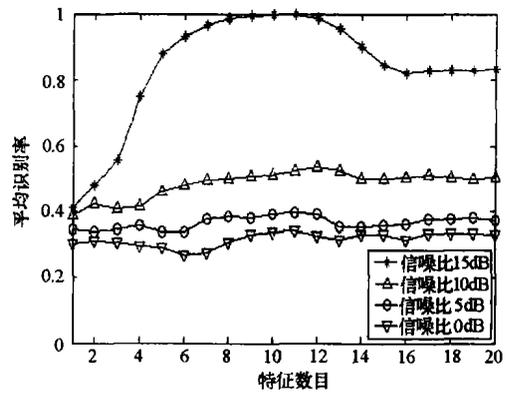


图 4 平均识别率与特征数目的关系(直接 SVD 的特征提取方法)

Fig. 4 The relation between average recognition rate and feature number (feature extraction method of SVD directly)

图 5 和图 6 分别给出了选取特征数目为 12 和 16 时平均识别率与信噪比的关系, 可以看出, 应用二维小波变换及 SVD 的特征提取方法进行目标识别取得了比直接 SVD 的特征提取方法更好的识别效果, 特别是在高信噪比下识别效果尤其显著。表 1~ 表 4 给出了应用上述两种特征提取方法识别五种目标

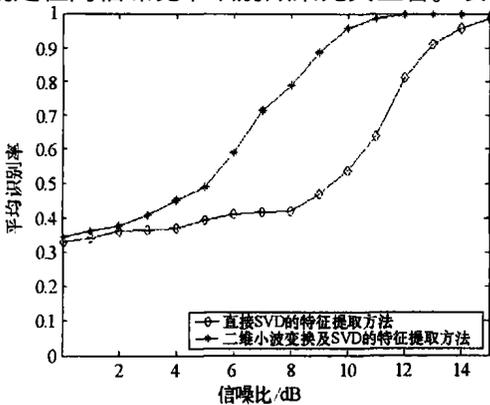


图 5 平均识别率与信噪比的关系(特征数目为 12)  
Fig. 5 The relation between average recognition rate and SNR (feature number 12)

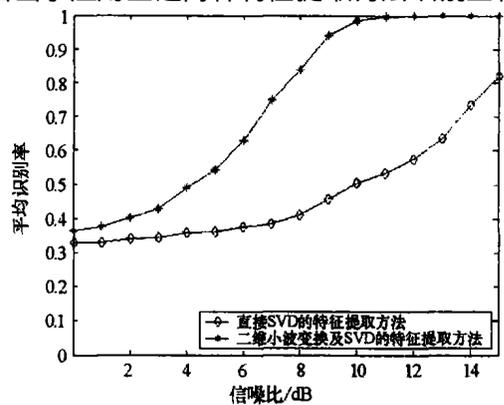


图 6 平均识别率与信噪比的关系(特征数目为 16)  
Fig. 6 The relation between average recognition rate and SNR (feature number 16)

的部分识别结果。

表 1 识别结果(信噪比 15dB,特征数目 12)

Tab.1 Recognition result (SNR 15dB, feature number 12)

特征提取方法	目标①	目标②	目标③	目标④	目标⑤
二维小波变换及 SVD	100%	100%	100%	100%	100%
直接 SVD	98.9%	97.6%	98.8%	99.1%	99.3%

表 2 识别结果(信噪比 15dB,特征数目 16)

Tab.2 Recognition result (SNR 15dB, feature number 16)

特征提取方法	目标①	目标②	目标③	目标④	目标⑤
二维小波变换及 SVD	100%	100%	100%	100%	100%
直接 SVD	80.9%	78.2%	87.9%	79.8%	83.5%

表 3 识别结果(信噪比 10dB,特征数目 12)

Tab.3 Recognition result (SNR 10dB, feature number 12)

特征提取方法	目标①	目标②	目标③	目标④	目标⑤
二维小波变换及 SVD	94.9%	95.7%	94.2%	97.7%	96.8%
直接 SVD	61.9%	46.8%	48.6%	56.0%	54.8%

表 4 识别结果(信噪比 10dB,特征数目 16)

Tab.4 Recognition result (SNR 10dB, feature number 16)

特征提取方法	目标①	目标②	目标③	目标④	目标⑤
二维小波变换及 SVD	98.3%	97.3%	97.9%	99.1%	98.4%
直接 SVD	53.9%	50.6%	57.9%	47.7%	42.1%

## 5 结束语

本文提出了基于二维小波变换的空间目标识别算法,该算法首先对空间目标的 ISAR 像进行二维小波变换,然后提取奇异值特征,最后应用径向基函数(RBF)神经网络进行分类识别。计算机仿真实验表明,该算法取得了比较好的识别效果。

## 参考文献:

- [1] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 1995.
- [2] Karras D A. Improved Defect Detection Using Support Vector Machines and Wavelet Feature Extraction Based on Vector Quantization and SVD Techniques[A]. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks[C], 2003, 3: 2322- 2327.
- [3] 甘俊英, 张有为. 一种基于奇异值特征的神经网络人脸识别新途径[J]. 电子学报, 2004, 32(1): 170- 173.
- [4] 张恂, 郭桂蓉, 庄钊文. 基于多分辨分析的雷达目标识别方法[J]. 国防科技大学学报, 1997, 19(2): 59- 63.
- [5] 时宇. 特征估计与提取方法研究及在雷达目标识别中的应用[D]. 清华大学, 2000.
- [6] 郭颀, 陈曾平. 一种高分辨率雷达二维图像的特征提取与目标识别方法[J]. 电子工程, 1998, (4): 1- 6.