

⑥

基于分形压缩特征的雷达目标识别研究*

鲜明 庄钊文^V 肖顺平 郭桂蓉

(国防科技大学 ATR 国防科技重点实验室, 湖南, 长沙, 410073)

TN957.52

摘要 利用分形构形的基本理论,对雷达目标散射回波信号进行分形压缩逼近,通过分析压缩,对原始散射信号波形数据进行压缩,从而有利于目标识别.在此基础上,利用散射回波信号的分形压缩特征进行了目标识别研究.实验仿真结果证实本文方法行之有效.

关键词 雷达目标识别,分形压缩,模式子空间.

引言

分形理论^[1]自从本世纪六、七十年代正式提出以来,为人们研究各种复杂现象提供了一种全新的方法,业已在物理学、电路分析、高等化学和图像处理^[6~7]等方向获得一系列成功应用.分形理论在雷达信号处理^[8]方面的应用近一段时间里也正引起人们的广泛重视.本文利用分形理论来研究雷达目标回波信号的分形压缩处理,为目标有效分类识别寻找新的技术处理途径.

1 目标一维距离像的分形压缩

雷达目标散射回波信号表现出复杂的不规则性,具有动态及模糊特征,不同目标回波的差异较为明显,同一目标在不同角度的回波序列也具有很大的不同,因此直接利用目标散射回波来对目标分类,待分类的模式样本数很大,应采取一定措施来对模式样本作压缩降维定理,以获取目标有效的识别特征.分形压缩编码处理作为一种数据压缩降维的有效手段,可以用来对雷达目标散射回波信号进行处理.需指出的是,对时间信号进行分形压缩编码处理与其它常规对时间信号处理(如多项式拟合、代数插值 ARMA 建模等)方法是不同的,其区别在于:分形理论完全根据原始数据本身所包含的信息来对数据建模,而不需要数据之外的“先验”信息.

设 X 表示散射信号, $d(\cdot)$ 表示欧氏距离, (X, d) 是散射信号构成的测度空间,其中 $H(X)$ 表示由 X 的紧子集和空集组成的集合, f 代表对该散射信号进行分形编码的方法,其中 f 必须满足下面的压缩映象定理.分形压缩的基本思想就是通过寻找压缩变换 f , 使该散射信号收敛于 f 的吸引子.显然,对 f 选取的优劣决定着分形编码质量的好坏.

定理(拼贴定理)^[3]: 设 (X, d) 是一个完备的度量空间, 给定 $L \in H(X)$, $\epsilon \geq 0$, 及具有压缩因子为 s 的双曲迭代函数系 $\{X; w_n, n=0, 1, 2, \dots, N\}$, $0 \leq s < 1$, 使得 $h(L, U_{n=0}^N w_n(L)) \leq \epsilon$, 则有 $h(L, A) \leq \epsilon / (1 - \epsilon)$, 其中 A 是 IFS 的吸引子, $h(\cdot)$ 是 $H(X)$ 上的豪斯道夫距离.

* 国防预研基金(编号 68772032)资助项目
稿件收到日期 1998-05-04, 修改稿收到日期 1998-09-24

利用拼贴定理,分形系统可以逼近任意复杂信号.在实验中,对飞机目标一维雷达回波信号,即距离像进行分形编码及解码实验,取得了良好的效果.分形压缩算法的基本原理如下所述:设测量目标的散射信号列由 N 个数据点集 $v_n (n=0,1,\dots,N-1)$ 构成,为统一起见,将该数据集写为 $\{(u_n, v_n), n=0,1,\dots,N; u_n < u_{n+1}\}$, 其中的插值点为 $\{(x_i, y_i), i=1,\dots,M, M < N\}$. 对该信号列进行分形编码,将区间 $[0, N-1]$ 分成 M 个互不相交的子区间 $R_i = [m_{i,1}, m_{i,2}]$, 即 $[0, N-1] = \bigcup_{i=1}^M R_i, R_i \cap R_j = \emptyset (i \neq j)$. 对应于插值区间 (x_{i-1}, y_{i-1}) 与 (x_i, y_i) 的每个小子区间的端点坐标写成 $\{\tilde{x}_{i,j}, \tilde{y}_{i,j}\}; i=1,2,\dots,M; j=1,2\}$, 构造如下形式的插值函数:

$$w \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_i & 0 \\ c_i & d_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_i \\ f_i \end{pmatrix}, \quad (1)$$

满足:

$$w \begin{pmatrix} \tilde{x}_{i,1} \\ \tilde{y}_{i,1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{i-1} \\ y_{i-1} \end{pmatrix}, w \begin{pmatrix} \tilde{x}_{i,2} \\ \tilde{y}_{i,2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix}, i=1,\dots,M, \quad (2)$$

则可解得 a_i, b_i, c_i, f_i 之值. 上面插值点数据值反映了散射信号整体的“发展趋势”, 尺度压缩因子 d_i 决定了数字序列的粗糙程度, 利用上述插值公式几乎可以对任意的时间信号列作逼近. 在逼近的过程中, 最关键的是确定上述插值公式中的映射参数, 尤其是决定 d_i 值, 可用最小二乘法来确定. 记 $\tilde{I} = \tilde{x}_{i,1}, \tilde{F} = \tilde{x}_{i,2}$, 并且定义 $\xi_j = \frac{M-j}{M-\tilde{I}}, A_j = y_i - [\xi_j y_i^* + (1-\xi_j) y_i^*], B_j = y_j - [\xi_j y_j^* + (1-\xi_j) y_j^*]$, 这样便有

$$d_i = \frac{\sum_{j=1}^F B_j A_j}{\sum_{j=1}^F A_j^2}, \quad (3)$$

实验过程中对一维雷达回波利用上述分段双曲迭代函数系进行分形插值逼近算法的基态过程是: 测量所得雷达回波信号是频域上的数据, 经 DFT 变换到时域上, 得到目标的距离像, 从目标距离像数据的起点开始搜索, 选择起点与下一点构成的区间段作为插值区间段; 搜索整个距离像中的数据段, 使之通过分形插值变换后与插值区间的误差能量最小, 否则改变该插值区间段的终点; 完成一个插值区间段的搜索匹配之后, 以该插值区间段的终点之后的一点作为下一个插值区间段的始点, 重复前面的搜索过程直至到达目标距离像数据的终点. 即完成对目标距离像的一维分形逼近. 图 1 给出雷达回波原始波形及其分形编码及解码结果的对比示意. 图 1 中实线表示原始信号 $s(k)$, 虚线表示由分形编码及解码得到的重构波形信号 $\tilde{s}(k)$. 由上可见, 利用分形系统可以对原始雷达目标散射回波信号有效压缩(相当于特征压缩), 有利于目标识别; 而且进一步利

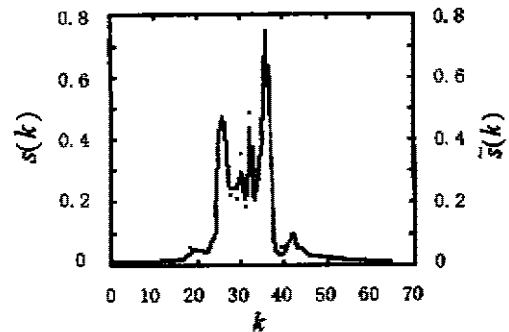


图 1 原始信号波形(实线)和分形压缩重构信号波形(虚线)的对比图
Fig. 1 Comparison between original signal (solid line) and reconstructed signal (dashed line) with fractal compression

用分形插值还可以对原始信号进行细节放大^[2], 这给深入刻画雷达目标的结构特性提供了有效途径. 对雷达回波的一维分形逼近, 揭示了存在于雷达回波中固有的相似性, 表明可以从分形刻划的角度来描述雷达目标所表现出来的散射特征, 这为目标识别的研究提供了条件.

2 利用分形压缩特征进行飞机目标识别的算法原理

上面利用分形理论对雷达目标高分辨散射信号进行分形压缩, 可知复杂的散射信号能用较为简单的分形吸引子来描述. 这种利用分形构造方法来压缩信号的方法之所以有效, 是由于散射信号中总是存在一定相关性: 如散射信号的相邻段之间可能具有相关性, 或者散射信号相距甚远的段之间, 甚至散射信号某一段与信号整体之间也可能具有相当大的相关性, 正是这样的相关性使得我们可以利用分形原理对散射信号进行有效压缩. 从目标识别的角度来看, 分形压缩对散射信号模式起到了降维作用, 对目标识别是有利的. 以下研究利用雷达目标一维散射回波信号的分形压缩来进行飞机目标识别.

2.1 模式子空间的基本原理

模式子空间的本质是通过几个主要方向基矢量来反映一类数据集. 在进行模式识别时, 每个模式如果被映射到矢量空间的话, 每个模式将成为矢量空间中的一个元素. 每类模式之间的结构信号即按子空间的方式来聚类. 子空间分类器的主要优点是将每个类别用几个反映该主要类别样本主要方向的基矢量(主特征矢量), 作为该模式的结构信息, 建立类别与子空间一一对应.

定义 1 n 维实欧氏空间 R^n 中存在 p 个线性无关矢量 a_1, \dots, a_p , 由这 p 个矢量构成的空间叫做 R^n 的子空间. 若基矢量 a_1, \dots, a_p 相互间正交且归一, 则 $\{a_1, \dots, a_p\}$ 为标准正交基. 通常, 非正交的基矢量 $\{a_1, \dots, a_p\}$ 可通过 Gram-Schmit 进行正交归一化.

定义 2 若存在一组正交归一的基矢量 $\{u_1, \dots, u_p\}$, 张成子空间 L , 则, $\hat{x} = \sum_{i=1}^p (x^T u_i) u_i$ 为 x 在 L 上的正交投影. 正交投影的残差为 $\tilde{x} = x - \hat{x} \in L^\perp$.

定义 3 定义 2 中的式子可进一步写成

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^p (u_i u_i^T) x \triangleq P x, P \triangleq \sum_{i=1}^p (u_i u_i^T) \triangleq U U^T,$$

其中 $U = [u_1, \dots, u_p] \in R^{n \times p}$, $P \in R^{n \times n}$ 称为子空间 L 的正交投影矩阵.

定义 4 R_n 中一个子空间对另一个子空间的线性变换定义为

$$L^{(2)} = A L^{(1)} \iff L^{(2)} = \{z | z = A u, u \in L^{(1)}\}.$$

在模式识别时, 设有 c 个子空间 $L^{(1)}, \dots, L^{(c)}$, 则对应应有 c 个投影矩阵 $P^{(1)}, \dots, P^{(c)}$.

2.2 雷达目标散射回波信号模式子空间的形成

对雷达目标的测量是针对每一离散频率点来进行, 在单极化下获得的一组频域数据为:

$$S[K] = S[f_k - f_{\min}/\Delta f], \quad (K = 1, 2, \dots, N - 1),$$

其中 N 为取样频率点数, f_k 为第 k 个频率, f_{\min} 为最低频率, Δf 为频率间隔. 目标散射中心沿径向距离的分布图是 $S[K]$ 的逆付氏变换:

$$s(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S[K] e^{j2\pi kn/(N-1)} \quad (n = 0, 1, \dots, M-1),$$

其径向距离单元数比较大,不宜直接用作目标模式子空间的形成,可采用分形压缩方法来形成目标模式初始子空间.对雷达目标散射信号波形结果分形压缩处理后,可得到一维距离像的各个插值区间段及散射信号的IFS码,这时如果采用分形插值迭代,就可重建原散射信号,故通过分形压缩得到的目标距离像插值区间段提供了与原信号波形整体的相似性特征,这种相似性特征从整体上反映了目标散射过程中的自相似性特性,为目标散射信息的压缩降维提供了条件.

假设目标距离像包含 m 个距离单元,经过分形压缩处理后得到了 n 个插值区间段 (n 远远小于 m),对每个区间段,取其均值作为特征.为得到数目统一的模式样本,再对得到的均值加适当的限制,取其中最大的 q 个均值作为特征矢量,称之为距离像分形特征矢量.由于目标高分辨率一维距离像对姿态变化较敏感,因此要完整表征目标,须用目标各个姿态角的距离像,数据量应很大,但目标相邻姿态的距离像存在相似性^[9],故可以采用少量姿态角的数据得到的距离像分形特征矢量来表征目标,这样既能减少姿态角变化对识别性能的影响,克服采用单个距离像分形特征矢量识别带来的困难,又使得到的目标距离像分形特征矢量列更具有代表性,通过这样选择的分形特征矢量列可以作为模式样本的初始子空间.

事实上,上述情况仅是对单极化情形而言的.雷达对应四种天线收/发极化态(即 HH, HV, VH, VV)即目标在每个姿态角下可获得四种极化距离像.四种极化距离像分别包含有目标的极化特征,利用极化理论,对目标的单极化特征采用一定的处理手段,可得到目标的全极化特征.

2.3 散射信号模式子空间的学习

通过上述处理,形成了散射信号的初始子空间,为进一步得到用于分类的模式子空间,还须对初始子空间进行学习.下面采用最小模学习子空间法(Minimum Norm Learning Subspace Method)来训练每类模式的子空间.这种方法的特点是:对于每个类别子空间,将其对应的所有模板样本在该子空间上投影长度中最短的样本进行正向学习属于其类别的子空间,反向学习属于其它类别的子空间,然后利用重复学习的概念经反复迭代学习形成稳健的子空间.

算法流程如下:

(1) 令初始迭代次数 $K=1$,每隔 3° 抽取距离像特征矢量作为初始子空间的基矢量,形成 c 个类别的初始模式子空间,并形成各个子空间的投影矩阵 $P_i^{(1)}$,选择学习系数 $u_m^{(i,j)}$,其中 $u_m^{(i,i)}$ 为第 i 个类别的最小模样本旋转(学习)第 i 个子空间学习系数; $u_m^{(i,j)}$ 为第 i 个类别的最小模样本旋转(学习)第 j 个子空间的学习系数.设定终止迭代精度 η .迭代开始.

(2) 对于第 i 类的每个模板矢量 $x_j^{(i)}$,计算它在所属类别子空间的投影长度(或模),

$$\delta(x_j^{(i)}) = (x_j^{(i)T} (P_i^{(i)}(x_j^{(i)}))^{1/2} \quad (i = 1, \dots, c; j = 1, \dots, N_i),$$

(3) 在每个类别中,选择最小模样本

$$x_m^{(i)} = \operatorname{argmin}\{\delta(x_j^{(i)}), i = 1, \dots, c; j = 1, \dots, N_i\},$$

(4) 用所获得最小模矢量 $x_m^{(i)}$ 正向旋转其所属子空间, 而用反向旋转其它类别子空间.

$$L_k^{(i)} = (I + u_m^{(i,j)} x_m^{(i)} x_m^{(i)T}) L_{k-1}^{(i)}, \quad i = 1, \dots, c$$

$$L_k^{(j)} = (I - u_m^{(i,j)} x_m^{(i)} x_m^{(i)T}) L_{k-1}^{(j)}, \quad j \neq i = 1, \dots, c$$

(5) 计算所有子空间的最小模样本 $x_m^{(i)}$ 在所属子空间中的投影长度之和:

$$T_d = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c x_m^{(i)T} P_k^{(i)} x_m^{(i)},$$

(6) 若 $T_d \geq \eta$, 转第(8)步; 否则, 转第(7)步.

(7) $k = k + 1$, 根据新的旋转子空间, 计算 $k + 1$ 时刻投影矩阵 $P_k^{(i)}$, 再转回到第(2)步.

(8) 迭代结束.

随着迭代的进行, 每个类别子空间越来越反映该类别子空间的聚类特征, 所生成的子空间逐渐稳定, 最终得到用于分类的模式子空间.

2.4 分类规则

经过上述过程, 得到了对散射信号用于分类的模式子空间. 对每类模式子空间 i , 可得到一个正交投影矩阵 $P^{(i)}$. 于是对于给定任一输入样本 x , 它在 C 个类别子空间中投影长度最长的那个空间, 就是它所属的聚类子空间. 其对应的判别规则为:

$$x^T P^{(i)} x > x^T P^{(j)} x,$$

对所有 $j \neq i$ 成立, 则 x 属于第 i 类模式.

3 实验结果

对 5 种飞机目标的缩比测量数据进行识别实验仿真. 目标缩比后, 尺寸大约在 1.5~2.0m 之间. 测量系统为毫米波全极化阶梯变频雷达, 在 Ka 波段, 带宽为 1GHz, 步进频率间隔为 2MHz, 测量角度间隔为 1° , 对偏航角分鼻锥向 ($0^\circ \sim 30^\circ$)、机腹向 ($-20^\circ \sim 20^\circ$) 和机尾向 ($0^\circ \sim 30^\circ$) 三段进行测量. 频域 500 点测量数据经 IFFT 后, 得到一维距离像, 距离单元数大致为 64, 经分形压缩处理得到距离特征矢量列, 特征维数为 6. 识别结果如下:

在单极化 HH 情况下, 对 5 种飞机目标在每一偏角航角范围段内分别构建模式匹配模板, 表 1 给出了两种信噪比 (信噪比 = 25dB 和 10dB) 下的识别结果. 从表 1 中结果可见, 在信噪比 = 25dB 时, 获得了平均 83% 的识别率, 而在信噪比 = 10dB 时, 仍有平均 72% 的识别率, 说明本识别算法是有效的且具有一定抗噪能力.

在多极化情况下, 首先采用单极化下的处理反复进行, 分别得到的 4 种极化下的距离像特征矢量序列, 分别记为 $\vec{\xi}_{hh}, \vec{\xi}_{hv}, \vec{\xi}_{vh}, \vec{\xi}_{vv}$, 选择综合判决特征矢量 $\eta = W\xi$, 其中 $W = (w_1, w_2, w_3, w_4)$ 为权重, 可取 $W = (0.25, 0.25, 0.25, 0.25)$, 利用特征矢量列 η 构造每个模式的模式子空间, 然后同单极化情况下一样在两种信噪比下进行识别实验研究, 识别结果如表 1 所示. 由表 1 可见, 全极化下的识别结果比单极化下的识别结果有显著提高, 这是由于利用了目标全极化信息的原因.

表1 5种飞机目标识别结果
Table 1 Statistical recognition rate about five kinds of planes under monopolarization and multipolarization, respectively, with SNR=25dB or SNT=10dB

目标姿态		俯仰角=0°, 横滚角=0°, 方位角=0~30°									
目标类型		F		H		J		W		Y	
信噪比/dB		25	10	25	10	25	10	25	10	25	10
识别率 (%)	单极化	83.5	72.0	81.4	71.4	78.5	67.1	87.3	74.8	85.8	73.9
	多极化	87.7	82.5	84.4	80.7	83.6	78.7	89.5	84.3	87.3	81.7

REFERENCES

- 1 Mandelbrot B B. *The Fractal Geometry of Nature*, San Francisco: Freeman, 1982, 1~170
- 2 Barnsley M F, Sloan A D. A Better way to compress image, *Byte*, 1983, 13(1): 34~56
- 3 Barnsley M F. *Fractals Everywhere*, New York: Springer-Verlag, Academic Press, Inc, 1988
- 4 Mehaute A L, et al. Overview of electrical process in fractal geometry: From electrodynamic relaxation to superconductivity, *Proceeding of the IEEE*, 1993, 81(10): 1500-1510
- 5 Chua L O, Brewn K, Hamilton N. Fractal in the twist-and-flip circuit, *Proceeding of the IEEE*, 1993, 81(10), 1466-1491
- 6 LI Hou-Qian, WANG Fu-Qian. *Fractal Theory and Its Application in Molecular Science*, Beijing: Science Press (李后强, 汪富泉. 分形理论及其在分子科学中的应用, 北京: 科学出版社), 1993
- 7 Wornell G W, Oppenheim A V. Estimation of fractal of signal from noisy measurement using wavelets, *IEEE T-SP*, 1992, 40(3): 783~791
- 8 Lo T, et al. Fractal character of sea-scattered signal and detection of sea-surface targets, *IEEE Proceeding, F*, 1993, 41(4): 859~904
- 9 Wehner D. R., *High Resolution Radar*, London: Artech House, 1987, 1~215

RADAR TARGET RECOGNITION BASED ON FRACTAL COMPRESSION CHARACTERISTIC*

XIAN Ming ZHUANG Zhao-Wen XIAO Shun-Ping GUO Gui-Rong
(ATR Laboratory of National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract Based on the theory of fractal compression, the method of fractal approximation for radar targets' scattering echoes processing was studied. The fractal compression processing of backscattered waves can greatly reduce the amount of original data and be useful for target recognition. So the fractal compression characteristics of radar scattering signals were utilized to identify radar targets. The experimental simulation shows that the method proposed by this paper is effective and reliable.

Key words radar target recognition, fractal compression, pattern subspace.

* The project supported by the Preliminary Research Foundation of National Defense
Received 1998-05-04, revised 1998-09-24