

基于小波变换的雷达高分辨距离像识别

马建华, 刘宏伟, 保 铮

(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: 基于雷达高分辨距离像, 利用 Mallat塔式分解算法进行特征分解, 并用类内类间最大相关系数和类间类内 Kullback-Leibler(K-L)距离比值两个特征评价方法来对得到的小波分解后的信号进行特征选择. 最后利用相关匹配法和支持矢量机来作识别. 基于实测数据的实验结果表明, 利用小波分解后的低频信号作为识别特征, 不仅可提高识别性能而且可减小识别运算量.

关键词: 雷达高分辨距离像; Mallat塔式分解算法; K-L距离; 相关匹配法; 支持矢量机

中图分类号: TN959. 1; **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2005)06-0895-06

Radar HRRP recognition based on the wavelet transform

MA Jian-hua, LIU Hong-wei, BAO Zheng

(Key Lab of Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: The Mallat tower decomposing algorithm is used to extract the feature from the High Range Resolution Profile. Two feature evaluation criteria, namely, maximum correlation coefficients criterion and Kullback-Leibler distance criterion, are used to evaluate the classification performance of coarse components and detail components of wavelet decomposing results. Simulation results based on the measured data show that the coarse components are better than the detail component in classification performance.

Key Words: radar high range resolution profile; Mallat tower decomposing algorithm; K-L distance; correlation matching algorithm; support vector machine

雷达目标识别是雷达信号处理的一个重要方向, 但所面临的一个非常关键的问题是特征提取问题, 即如何提取出能够有效反映目标本身固有特性的特征, 且要使这些特征的维数尽可能得小.

利用雷达高分辨距离像(HRRP)进行目标识别, 是近年来较为重要和普遍的方法. 雷达 HRRP具有平移敏感性、姿态敏感性和幅度敏感性: 针对平移敏感性, 可提取平移不变特征或者利用去平移敏感性的特征分类器进行分类识别. 至于幅度敏感性, 只要利用归一化方法把模板和测试数据都化到同一尺度下即可解决. 而目标的姿态敏感性问题的解决, 理论上要求利用足够大的方位角域内的 HRRP来建立模板库, 以求较完全地表征目标, 但是这样目标数据库的存贮量就会很大. 文献[1]论述了用目标一定角域内的平均距离像来建立模板库的方法, 大大地减轻了数据库的存贮负担; 另外, 由于 HRRP的维数很高, 直接利用它作为特征矢量来进行识别, 也会使得识别的计算复杂度很大. 鉴于此, 需要研究如何用较少的特征维数来表征距离像, 以达到简化计算和分类的目的.

正是由于上述 HRRP的这些特点, 文献[2]提出用小波分解的方法先对 HRRP进行多尺度分解, 然后选择性地利用分解后得到的一些小波系数进行小波重构得到用来进行目标识别的识别特征, 从而达到对 HRRP的去噪平滑作用. 这种特征提取方法稍嫌复杂, 而且没有降低运算复杂度. 而笔者不仅要考虑对 HRRP的去噪平滑处理, 同时更加重视如何达到降维的目的, 故利用小波分解对 HRRP进行多分辨率分解, 提取信号的主要分解特征, 从而减少距离像的特征维数, 达到降维的效果; 进而利用这些分解后的特征, 用相关匹配法和支持矢量机(SVM)进行分类识别, 同时对所提取的特征利用两种特征评价方法进行了特征评

收稿日期: 2004-12-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60302009); 国家部委预研基金资助项目(413070501)

作者简介: 马建华(1979-), 男, 西安电子科技大学硕士研究生.

价,以确定具有去噪平滑效果的特征.

1 特征提取

特征提取通常是指提取能够反映目标本质特性的信息,将原始样本特征从高维空间向低维空间的映射过程.在利用 HRRP 进行目标识别时,特征提取具体为如何降低 HRRP 的特征维数,以及如何减弱目标姿态敏感性.至于平移敏感性和幅度敏感性的解决方法,已作论述.对于目标的姿态敏感性问题,这里采用文献 [1]所述的用一定方位角域内的平均距离像作为特征矢量来建立模板库的方法进行解决;而对于特征矢量的特征维数压缩问题,则采用小波理论中的多尺度分解来解决.由于小波变换在时域和频域同时具有很好的局部化性质,而且它可对频率成分采用逐渐精细的时域取样步长,从而几乎可以“聚焦”到信号的任意细节,正是这些特性使得它要优于传统的傅里叶分析,故而可作为雷达 HRRP 特征提取的一种手段 [3].

基于小波变换的基本理论, Mallat 提出了离散小波变换的塔式多分辨率分解和重构算法.利用塔式多分辨率分解可把信号进行多层分解,从而得到多个尺度下的分解信号,由于每一层分解后都采用了下 2 采样,所以每进行一层的分解,得到的分解信号的维数都要小于上一层信号的维数,从而达到维数压缩的目的.

设输入信号为 $f(t)$,进行小波分析的尺度函数和母函数分别为 $\phi_{jk}(t) = 2^{j/2} \phi(2^j t - k)$ 和 $\psi_{jk}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k)$,这里 j, k 是整数.那么, $f(t)$ 经过多尺度分解后可表示为

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_j(k) \phi_k(t) + \sum_{j=1}^J \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_j(k) \psi_{jk}(t),$$

其中 $a_j(k)$ 和 $d_j(k)$ 分别为 $f(t)$ 在 2^{-j} 分辨率下的逼近信号(即低频成分)和细节信号(即高频成分),而 j 是 Mallat 分解的层次.所以 $a_j(k) = \sum_n h(n - 2k) a_{j-1}(n)$, $d_j(k) = \sum_n g(n - 2k) a_{j-1}(n)$.即它们是上一级逼近信号分别经过“低通”(低通函数形式为 $h(n)$)和“高通”(高通函数形式为 $g(n)$)滤波器得到的信号成分 [3].

在实际应用中,只要选择合适的小波形式,即可确定相对应的分解滤波器 $h(n)$ 和 $g(n)$;再确定进行分解的层数 j ,就可利用 Mallat 塔式分解算法分解得到各个尺度下的低频信号成分和高频信号成分,进而就可选择感兴趣的信号成分作为特征矢量来进行目标识别.

2 特征选择

在特征提取部分,可得到各个分辨率下的逼近信号和细节信号,至于采用何种信号形式对识别有利,需要采用一定的准则来进行选择.下面从两个方面来对特征的有效性进行评价.

当使用基于相关系数最大的分类器进行雷达 HRRP 目标识别时,类别判决的准则是各类模板 HRRP 和测试 HRRP 的最大相关系数,所以可对模板和测试数据都进行多分辨率分解,进而从得到的各分辨率下的逼近信号和细节信号的类内类间最大相关系数这一角度进行特征评价.显然,对于整个测试空间,类内相关系数大于类间相关系数的概率越大,则识别性能越好.

另一个特征评价的方法是特征矢量空间的 K-L 距离. K-L 距离又称 K-L 散度.其定义源于信息论,是度量两概率分布间相似程度的测度 [4, 5],其定义式为

$$D(p_0 \parallel p_1) = \int p_0(x) \ln \frac{p_0(x)}{p_1(x)} dx = E_0[\ln p_0(x)] - E_0[\ln p_1(x)], \tag{1}$$

其中 p_0, p_1 分别为两概率密度函数, $E_0[\cdot]$ 表示概率密度函数为 p_0 时的数学期望.假设雷达 HRRP 在某个方位角域内服从多元正态分布且各距离单元间相互独立 [6],设第 i 类目标在某个角域内的 HRRP 的概率密度函数为

$$p_i(X) \sim N(\mu_i, \Sigma_i), \quad i = 1, 2, \dots, C. \tag{2}$$

其中 $\mu_i = \{\mu_i(1), \dots, \mu_i(m)\}$ 为均值向量, $\Sigma_i = \text{diag}\{\sigma_i^2(1), \dots, \sigma_i^2(m)\}$ 为协方差矩阵, m 为距离单元个数.由于只是作特征评价,而不是对未知类别数据作分类,所以可用一组已知类别信息 HRRP 序列作为测试序列.基于以上假设就可求得该组测试序列的联合概率密度函数为

$$p_x(X) \sim N(\mu_x, \Sigma_x) \quad , \tag{3}$$

其中 μ_x, Σ_x 分别为测试数据的均值向量和协方差矩阵.

结合式 (1)~(3), 可得到在 高 斯 假 设 下 的 K-L 距 离 的 定 义 式 为

$$D(p_x \parallel p_i) = E_x[\ln p_x(x)] - E_x[\ln p_i(x)] = \\ \frac{1}{2} \left\{ \sum_{n=1}^m \ln \frac{\sigma_i^2(n)}{\sigma_x^2(n)} + \sum_{n=1}^m \frac{\sigma_x^2(n) + [\mu_x(n) - \mu_i(n)]^2}{\sigma_i^2(n)} - m \right\} \quad . \tag{4}$$

由 K-L 距离的基本定义可知, 测试样本与某类模板的 K-L 距离越小, 则判为该类的概率越大, 也就是说, 测试数据与同类模板的 K-L 距离越小, 与异类模板的 K-L 距离越大, 则可分性能越好. 用类间类内的 K-L 距离比值 $\alpha_i = \sum_{j=1, j \neq i}^c D(p_{x_j} \parallel p_i) / D(p_{x_i} \parallel p_i)$ 来作为特征评价的准则. 显然该比值越大测试数据的类别可分性越好. 所以, 可根据这一比值的大小来确定到底是利用逼近信号还是细节信号作为识别的特征矢量其性能更好.

3 分类识别方法

在目标识别领域里, 相关匹配法基于最大相关系数来作分类, 是传统的分类识别方法. 这里首先基于相关匹配法来检验所提取的特征的分类性能, 进而使用 SVM 来进行分类识别.

SVM 是目前被广泛应用的、性能很好的一种分类器, 它的出现大大促进了统计学习理论的发展. SVM 方法是从线性可分情况下的最优分类面提出的^[7]. 而通常要解决的是线性不可分的情况, 设线性不可分样本集为 $(x_i, y_i), i=1, \dots, n; x \in R^d, y \in \{-1, +1\}$ 是类别标号. 在线性可分的条件下加入一个松弛项 $\xi_i \geq 0$, 即对所有样本, 必须满足 $y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0, \quad i=1, \dots, n$. 另外再加入约束条件 $\|w\|^2 \leq q$, 利用这两个条件即可得到线性不可分情况下的最优分类面. 为进一步简化计算, 此时的最优分类面问题可演化为在条件式 (5) 下求下面函数的极小值:

$$\phi(w, \xi_i) = \frac{1}{2} (w \cdot w) + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad ,$$

其中 C 是常数, 它实际上起着控制对错分样本惩罚程度的作用, 实现在错分样本的比例与算法复杂度之间的折中, 可视为一个代价函数.

基于上述条件训练得到权系数 $w_i, i=1, \dots, L$ 和支撑矢量 $x_i, i=1, \dots, L$ 后, 即可用所得到的 SVM 分类器对测试样本进行分类, 其判决函数的一般形式表示为 $y = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^L w_i K(x, x_i) + b \right)$, 其中 L 为支持矢量个数, $K(x, x_i)$ 是内积函数. 引入 $K(x, x_i)$ 的原因是通过非线性变换将低维空间的线性不可分问题转化为高维空间的线性可分问题. 而这个非线性变换是通过定义适当的内积函数 $K(x, x_i)$ 来实现的, 这正是支持矢量机的基本思想.

由于分类识别所用的特征矢量是对目标 HRRP 作多分辨率分解后的逼近信号, 它不具有平移不变性, 所以在使用 SVM 作分类识别时, 通常的核函数不适用, 而必须找到一个能够去除平移敏感性的核函数形式. 这里采用相关核函数来解决这一问题, 其定义为 $K(x, x_i) = \exp[-(1 - \max(R(x, x_i)))^{1/2} / \sigma^2]$. 这一函数形式是基于测试与模板的最大相关系数来建立的, 有效的去除了平移敏感性. 在使用这一核函数的 SVM 作识别时, 只需对代价常数 C 和核函数的方差项 σ^2 进行二维寻优即可.

4 仿真结果及分析

实验所用的数据是 ISAR 雷达实测飞机数据, 该雷达中心频率约为 5.5GHz 信号带宽 400MHz 实验用的飞机有 3 种: “An-26”是中小型螺旋桨飞机; “Cessna(奖状)”是小型喷气式飞机; “Yak-42”是中大型喷气式飞机. 每个飞机实测得到了多段数据, 而训练数据和测试数据分别取自不同的数据段, 另外训练数据和测试数据对应的目标姿态角有一定的差异, 以检验识别算法的推广能力.

根据文中所述的特征提取方法, 使用最简单的小波函数形式 Haar 小波对 HRRP 进行多尺度小波分解,

分别提取分解后的逼近信号和细节信号作为分类识别的特征矢量,从类内类间最大相关系数这一特征评价方法入手,分别得到利用 100个原始的 HRRP及其经小波分解后的逼近信号 $a_i(k)$ 和细节信号 $d_i(k)$ 作为识别特征矢量时的类内类间最大相关系数图,如图 1所示,比较图 1中(a),(b),(c)可看出,从整个测试样本域来看,利用逼近信号 $a_i(k)$ 作为特征矢量时,其类内类间的最大相关系数比用其他两种特征时分得更开,即其类别可分性更好;而比用原 HRRP作为特征矢量而言,其类内类间最大相关系数都变大,这说明利用分解后的逼近信号作为特征矢量,其方位敏感性减弱.

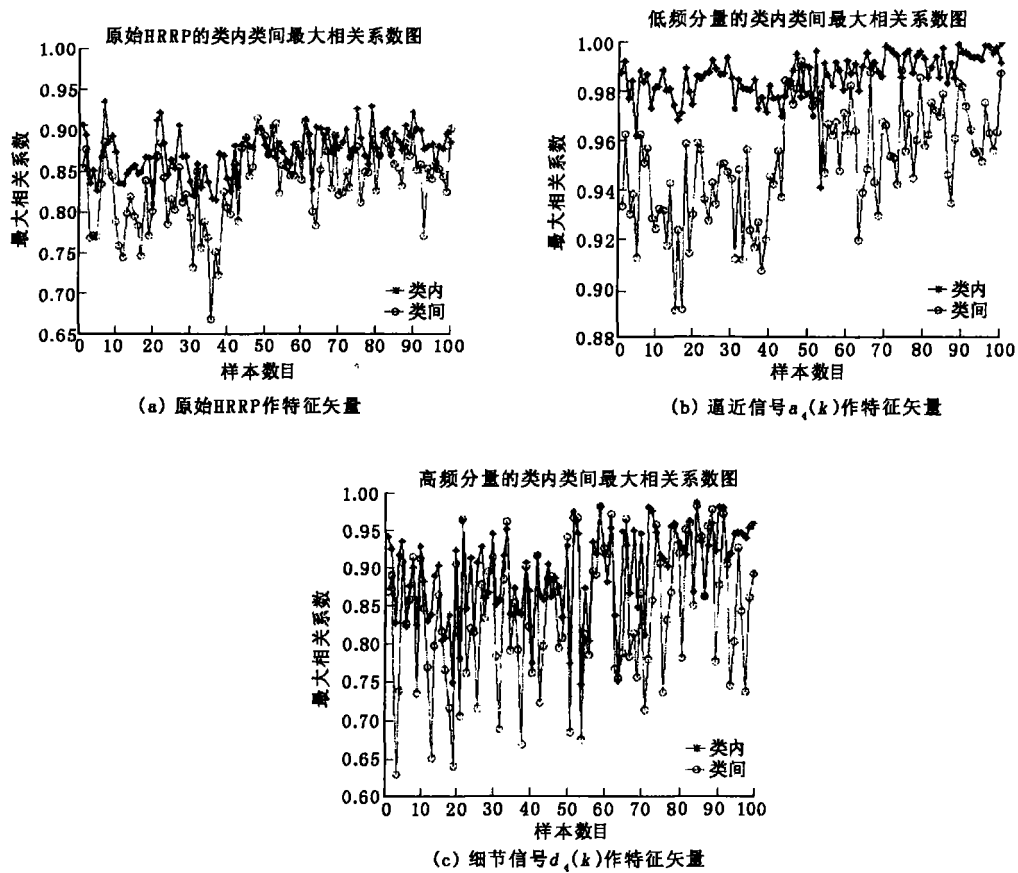


图 1 利用不同特征矢量作识别时的类内类间最大相关系数图

另外,从类间类内的 K-L距离比值 α_i 这一特征评价角度考虑,利用上述 3种特征矢量作识别时,其对应的 α_i 如表 1所示.从表 1可看出,利用 $a_i(k)$ 作特征矢量时,类间类内 K-L距离比值最大,即用这一特征的类别可分性最好.综上所述,利用 HRRP经过多分辨率小波分解后的逼近信号作特征矢量,其识别性能最好.所以以下仿真实验都是基于这一特征矢量来进行的.

表 1 利用不同特征矢量作识别时的类间类内 K-L距离比值

特征矢量	类 别		
	C_1	C_2	C_3
目标 HRRP	2. 823 2	1. 770 9	3. 789 7
分解得到的逼近信号 $a_i(k)$	3. 073 5	1. 794 3	3. 820 6
分解得到的细节信号 $d_i(k)$	2. 677 0	1. 678 7	3. 253 7

利用单个 HRRP和平均 HRRP在不同分辨率下的逼近信号作为识别的特征矢量,使用相关匹配法作分类识别时的结果如表 2所示.表 2中 $a_0(k)$ 即为原 HRRP, $a_i(k)$, $i=1, 2, 3, 4, 5$ 为在小波分解的分辨率为 2^{-i} 时的逼近信号.可看出,用相关匹配法进行分类识别,随着分解的分辨率从 2^{-1} 减小到 2^{-4} ,从统计意义上,其识别率有逐渐变大的趋势,而当减小到 2^{-5} 时,识别率又有所下降,这是因为随着对 HRRP的进一步分解,得到的逼近信号已无法分辨

邻近的强散射点,从而识别性能会变差.而随着模板数的增加,识别性能会提高,这一点是显而易见的.

表 2 用单个 HRRP 和平均 HRRP 在不同分辨率下的逼近信号作为特征矢量的识别结果

模板数目		特 征 矢 量					
		$a_0(k)$	$a_1(k)$	$a_2(k)$	$a_3(k)$	$a_4(k)$	$a_5(k)$
单个 HRRP	150	0.644 33	0.682 67	0.635 83	0.669 0	0.634 50	0.654 5
	240	0.682 67	0.705 83	0.706 50	0.747 0	0.757 50	0.699 8
	300	0.705 83	0.760 50	0.747 83	0.780 0	0.768 67	0.740 2
平均 HRRP	150	0.666 80	0.669 50	0.648 30	0.663 8	0.680 70	0.745 5
	240	0.728 50	0.740 50	0.753 00	0.771 5	0.819 20	0.800 8
	300	0.773 70	0.774 70	0.789 00	0.802 2	0.850 00	0.849 5

利用得到的特征矢量用 SVM 作分类识别,对代价常数 C 和相关核函数的方差项 σ^2 进行二维寻优,其识别结果如表 3 和表 4 所示,表中括号内的数值为支撑矢量个数.采用识别率最高时对应的那组参数来进行分类识别即可.从表中可看出,采用 SVM 对单个 HRRP 及平均 HRRP 的逼近信号进行识别,可达到的最高识别率分别为 0.833 8 和 0.913 7,较最大相关系数法有较大提高,这一结果和特征评估的结果也是一致的.

表 3 用单个 HRRP 分解后得到的 $a_i(k)$ 作为 SVM 的输入特征矢量进行识别的结果

C	σ^2				
	1.00	0.50	0.10	0.05	0.01
100	0.799 2(66)	0.827 5(116)	0.797 3(197)	0.754 0(251)	0.642 8(300)
10	0.829 3(103)	0.833 8(117)	0.797 3(197)	0.754 0(251)	0.642 8(300)
1	0.754 2(197)	0.790 2(171)	0.801 8(199)	0.758 3(254)	0.642 8(300)
0.1	0.590 2(290)	0.597 0(282)	0.645 5(278)	0.646 2(290)	0.342 0(300)

表 4 用平均 HRRP 分解后得到的 $a_5(k)$ 作为 SVM 的输入特征矢量进行识别的结果

C	σ^2					
	1.50	1.00	0.50	0.10	0.05	0.01
100	0.903 2(105)	0.913 7(116)	0.911 5(125)	0.897 7(164)	0.888 5(192)	0.828 7(298)
10	0.893 2(157)	0.897 3(139)	0.904 2(134)	0.897 7(164)	0.888 5(192)	0.828 7(298)
1	0.771 7(277)	0.823 3(269)	0.840 7(238)	0.861 3(194)	0.868 2(194)	0.828 7(298)
0.1	0.492 2(300)	0.496 2(300)	0.595 5(296)	0.774 5(296)	0.824 8(296)	0.529 0(300)

衡量一种特征提取方法或分类器的优劣,主要从识别率和计算复杂度两个方面来进行.结合表 2~4,可得出以下结论,利用简单的 Haar 小波对 HRRP 进行 Mallat 塔式分解后得到的特征矢量 $a_i(k)$, $i=4,5$,不仅可提高识别率,而且可降低计算复杂度,例如特征矢量是 $a_4(k)$ 时,特征维数从原来的 256 变为 16,那么用相关匹配法识别时其运算量会减至原来的 $1/16$,而用 SVM 分类时,其运算量会更小,如表 4 所示当 $C=100$, $\sigma^2=1$ 时,支持矢量个数为 116 个,此时特征维数为 8,所以其运算量较之用相关匹配法(300 个模板)对原 HRRP(特征维数为 256)作识别时的运算量下降了 97.5%.另外需要说明的是,文中只用 Haar 小波进行分解,若使用其他的小波形式进行分解,其具体的识别率会有所不同,但是其改善趋势与文中完全相同,这一点是经过实验验证了的.综上所述,不论是 从识别率上还是从运算量上,文中所用的特征提取方法都具有很大的理论意义和应用价值.

5 结论及讨论

在雷达目标识别中,降低特征矢量的维数进而降低识别的计算复杂度具有很重要的意义.基于雷达目标的 HRRP,利用 Mallat 塔式分解算法对其进行分解,进而使用相关匹配法和 支持矢量机对得到的逼近信号进行分类识别,识别结果显示这种特征提取方法既可提高识别率也可减小运算量;从文中的结果看,采用逼近

信号作为特征矢量较原始 HRRP 可提高识别率. 这是由于雷达 HRRP 随目标姿态变化会有一些的起伏, 即通常所说的“闪烁”现象, 会给识别带来一定的困难, 而一定分辨率下的逼近信号对这种回波起伏有一定的平滑作用, 同时保证了一定的距离分辨能力, 从而使识别性能有所改善.

参考文献:

- [1] Du Lan, Bao Zheng, Xing Mengdao. Research on the Characteristics of the Radar One Dimension Range Profile of the Aircraft Target[J]. Journal of Xidian University, 2001, 28(sup): 14-19.
- [2] Huether B M, Gustafson S C. Wavelet Preprocessing for High Range Resolution Radar Classification[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(4): 1321-1332.
- [3] 王晓丹, 王积勤. 基于小波分解及 KCN 的雷达目标特征提取[J]. 电波科学学报, 2003, 18(1): 32-37.
- [4] Ali S M, Slivey S D. A General Class of Coefficients of Divergence of One Distribution from Another[J]. J Roy Stat Soc. Series B, 1996, 28(1): 131-142.
- [5] Jain A, Moulin P. Information-theoretic Bounds on Target Recognition Performance Based on Degraded Image Data[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(9): 1153-1166.
- [6] Jacobs S P, O'sullivan J A. Automatic Target Recognition Using Sequences of High Resolution Radar Profiles[D]. Washington: Washington University, 1999.
- [7] 边肇基. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

(编辑: 齐淑娟)

(上接第 868 页)

误差源. 以 SFOC 双反射面天线为研究对象, 通过数值计算方法分析了该天线的平均功率方向图, 研究了反射面随机表面误差对天线增益和副瓣电平的影响, 并给出了相关的数据和曲线, 这些结果可为该天线反射面制造精度的确定提供参考.

参考文献:

- [1] Lei Juan, Wan Jixiang, Fu Demin, et al. Design and Analysis of a Multi-beam Parabolic Reflector Antenna[J]. Journal of Xidian University, 2003, 30(3): 399-402.
- [2] Oliver A D. Tolerances on Millimetre Wave Reflector Antennas[A]. IEE Colloquium on Reflector Antennas for the 90's[C]. London: IEE, 1992. 1-4.
- [3] Pontoppidan K. Reflector Surface Tolerance Effects[A]. Antennas and Propagation Society International Symposium[C]. Philadelphia: IEEE, 1986. 413-416.
- [4] Lindley A. Analysis of Distorted Reflector Antennas. Antennas and Propagation[A]. Sixth International Conference on ICAP[C]. Coventry: IEE, 1989. 32-34.
- [5] Hao Ling, Yuen Lo, Rahmat-Sami Y. Reflector Sidelobe Degradation Due to Random Surface Errors[J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1986, 34(2): 164-172.
- [6] Jorgensen R, Balling P. Dual Offset Reflector Multibeam Antenna for International Communications Satellite Applications[J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1985, 33(12): 1304-1312.
- [7] Ruze J. Antenna Tolerance Theory—a Review[J]. Proc IEEE, 1966, 54(4): 633-640.
- [8] Rusch W, Wohleben R. Surface Tolerance Loss for Dual-reflector Antennas[J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1982, 30(4): 784-785.
- [9] Kim J W, Kim B S. Computation of the Average Power Pattern of a Reflector Antenna with Random Surface Errors and Misalignment Errors[J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1996, 44(7): 996-999.
- [10] Rahmat Y. An Efficient Computational Method for Characterizing the Effects of Random Surface Errors on the Average Power Pattern of Reflectors[J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1983, 31(1): 92-98.

(编辑: 齐淑娟)