第15卷第2期 空军工程大学学报(自然科学版) Vol.15 No.2
2014年4月 JOURNAL OF AIR FORCE ENGINEERING UNIVERSITY(NATURAL SCIENCE EDITION) Apr.2014

基于高斯混合密度模型的隐身目标RCS统计分析

庄亚强， 张晨新， 张小宽， 周 超
(空军工程大学防空反导学院,陕西西安,710051)

摘要 为克服传统RCS起伏统计模型描述隐身目标起伏特性的不足,提出了一种将高斯混合密度模型(GMDM)应用于RCS统计分析的建模方法。根据典型隐身目标的仿真数据,分别建立了该目标在不同方位角范围内的2阶GMDM和χ^2分布模型。拟合结果表明2阶GMDM在前侧向、正侧向和后侧向拟合误差分别为4.74%、12.34%和1.01%,而χ^2模型的拟合误差分别为44.5%、18.65%和13.21%。同时,当拟合阶数超过4阶时,GMDM的拟合误差将稳定在5%以下,能够满足雷达目标仿真的精度需求。

关键词 雷达散射截面;高斯混合密度模型;统计分析;拟合

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2014.02.009

中图分类号 Tn955$^+$.2 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2014)02-0037-04

A Statistical Analysis of Radar Targets' RCS Based on GMDM

ZHUANG Ya-qiang,ZHANG Chen-xin,ZHANG Xiao-kuan,ZHOU Chao
(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051,China)

Abstract: In order to overcome the inadequacy of conventional RCS statistical models describing stealth target fluctuation, a new RCS statistical modeling method based on Gaussian mixture density model is presented. The two-order GMDM and distribution model are established respectively based on the simulation data of typical stealth target. The results show that the forward, side and backward fitting errors of GMDM are respectively 4.74%, 12.34% and 1.01%, while those of the model are 44.5%, 18.65% and 13.21%. And simultaneously when fitting order in number exceeds four-order, the fitting error of GMDM remains below 5% steadily, which can satisfy the precision demand of radar target simulation.

Key words: radar cross section (RCS); Gaussian mixture density model (GMDM); statistical analysis; fitting

雷达散射截面(RCS)是表征雷达目标对照射电磁波散射能力的一个物理量,是描述雷达目标特性最重要的一个参数[1]。由于雷达目标结构复杂,且在飞行中,由于姿态角变化以及背景和杂波的影响,造成RCS起伏剧烈,因此常用RCS统计模型来描述目标RCS的起伏特性[2-4]。传统的RCS起伏统计模型包括χ^2分布模型,对数正态分布模型和赖斯分布模型,其中χ^2分布模型是应用最广泛的一类[5]。由于隐身目标结构的复杂性和采取战术机动的多样性[6],导致传统模型已不能精确描述动态RCS的起伏特性。为克服此项不足,文献[7]提出

收稿日期:2013-05-20
基金项目:国家自然科学基金资助项目(61372166)
作者简介:庄亚强(1990—)男,福建泉州人,硕士生,主要从事雷达目标动态特性及其军事应用研究.E-mail:zyq_1990@126.com

引用格式:*庄亚强,张晨新,张小宽,等.基于高斯混合密度模型的隐身目标RCS统计分析[J].空军工程大学学报:自然科学版,2014,15(2):37-40. ZHUANG Yaqiang,ZHANG Chenxin,ZHANG Xiaokuan,et al. A statistical analysis of radar targets' RCS based on GMDM[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition,2014,15(2):37-40.*

了一种新的精确建模方法,即采用勒让德正交多项式再现 RCS 的概率密度,但该方法计算量较大,需采用 20 阶以上多项式逼近才能达到满意的效果。

本文在典型隐身目标的电磁仿真数据的基础上,将高斯混合密度模型(GMDM)进行空间变换后应用于 RCS 的统计建模。当 GMDM 中的成员足够多时,它可以逼近任意的概率密度函数[8],其较强的逼近能力为建立 RCS 统计模型提供了理论支持。通过比较 GMDM 与 χ^2 模型的拟合精度,说明 GMDM 能更精确地描述隐身目标 RCS 的起伏特性。

1 高斯混合密度模型(GMDM)

GMDM 是一种常用的半参数密度估计方法,融合了参数估计法和非参数估计法的优点。GMDM 主要以初始值和空间数据为基础,用多个高斯分布的混合逼近样本数的分布。其表达式为:

$$f(x,\Theta)=\sum_{i=1}^{M}\frac{a_i}{\sqrt{2\pi s_i}}\exp\left(-\frac{(x-\mu_i)^2}{2s_i}\right) \tag{1}$$

式中,$\Theta=(a_1,a_2,\cdots,a_M;\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_M;s_1,s_2,\cdots,s_M)$,$a_i$ 表示第 i 个分量的权重,满足 $\sum_{i=1}^{M}a_i=1$;变量 μ_i、s_i 分别表示反映第 i 个分量的均值和方差信息;M 是混合密度模型中分量的个数。

用 GMDM 逼近数据概率密度时,首先需要确定每个高斯密度函数分量的未知参数 Θ。一般采用期望最大(Expectation Maximization,EM) 算法估计 GMDM 参数[9]。EM 算法每次迭代后,似然或后验概率密度函数单调递增,保证了能够找到参数的极大似然估计值。

令 GMDM 表达式为:

$$p(x\mid\Theta)=\sum_{i=1}^{M}a_i p_i(x\mid\theta_i) \tag{2}$$

式中:$\theta=(\mu,s)$;$p_i(x\mid\theta_i)$ 为参数 θ_i 的第 i 个高斯分量。通过 EM 算法获得的 GMDM 参数的迭代公式为:

$$\begin{cases} a_l^{\mathrm{new}}=\dfrac{1}{N}\sum\limits_{i=1}^{N}p(l\mid x_l,\Theta^g) \\ u_l^{\mathrm{new}}=\dfrac{\sum\limits_{i=1}^{N}x_i p(l\mid x_i,\Theta^g)}{\sum\limits_{i=1}^{N}p(l\mid x_i,\Theta^g)} \\ s_l^{\mathrm{new}}=\dfrac{\sum\limits_{i=1}^{N}p(l\mid x_i,\Theta^g)(x_i-u_l^{\mathrm{new}})^2}{\sum\limits_{i=1}^{N}p(l\mid x_i,\Theta^g)} \end{cases} \tag{3}$$

式中,$p(l\mid x_i,\Theta^g)=a_l^g\,p_l(x_i\mid\theta_l^g)/p(x_l\mid\Theta^g)=a_l^g\,p_l(x_i\mid\theta_l^g)/\sum_{j=1}^{M}a_j^g\,p_j(x_i\mid\theta_j^g)$。

具体推导过程详见文献[10]。

2 RCS 起伏统计模型

由于目标 RCS 起伏的动态范围很大,为方便计算,常用其相对于单位平方米的分贝值表示,即分贝平方米(dBsm)。它与线性空间的转换关系为:

$$\sigma_{\mathrm{dBsm}}=10\lg\sigma_{\mathrm{sm}} \tag{4}$$

$$\sigma_{\mathrm{sm}}=10^{0.1\sigma\mathrm{dBsm}} \tag{5}$$

2.1 基于 GMDM 的统计模型

根据经验可知 RCS 分布的概率密度曲线在线性空间中呈现指数分布的递减形式,而在对数空间中则呈现出单峰或多峰形式。因此,在对数空间中用 GMDM 来拟合概率密度曲线所需的阶数比在线性空间中少。故本文将 GMDM 应用于对数空间中的 RCS 统计分析。因为 RCS 起伏模型是指线性空间中的分布模型,最后再将对数空间中的 GMDM 变换到线性空间。转换关系如下:

$$f_{\mathrm{dBsm}}(\sigma_{\mathrm{dBsm}})=\frac{1}{\sqrt{2\pi s}}\exp\left(-\frac{(\sigma_{\mathrm{dBsm}}-\mu)^2}{2s}\right) \tag{6}$$

$$f_{\mathrm{sm}}(\sigma_{\mathrm{sm}})=f_{\mathrm{dBsm}}(\sigma_{\mathrm{dBsm}})\frac{\partial\sigma_{\mathrm{dBsm}}}{\partial\sigma_{\mathrm{sm}}}=\frac{10\lg e}{\sqrt{2\pi s}\sigma_{\mathrm{sm}}}\exp\left(-\frac{(10\lg\sigma_{\mathrm{sm}}-\mu)^2}{2s}\right),\sigma_{\mathrm{sm}}>0 \tag{7}$$

式中,μ 和 s 分别为均值和方差。

由上述转换关系可得基于 GMDM 建立的 RCS 统计模型为:

$$p(\sigma)=\sum_{i=1}^{M}\frac{10a_i\lg e}{\sqrt{2\pi s_i}\sigma}\exp\left(-\frac{(10\lg\sigma-\mu_i)^2}{2s_i}\right),\sigma>0 \tag{8}$$

式中,a_i、μ_i、s_i 分别为第 i 个高斯混合分量的权重、峰值位置和方差信息。

2.2 χ^2 分布模型

χ^2 分布模型的概率密度函数为:

$$p(\sigma)=\frac{k}{\Gamma(k)\bar{\sigma}}\left(\frac{k\sigma}{\bar{\sigma}}\right)^{k-1}\exp\left(-\frac{k\sigma}{\bar{\sigma}}\right),\sigma>0 \tag{9}$$

式中:$\bar{\sigma}$ 为 σ 的均值;k 为半自由度值,值越小,起伏越剧烈。当 k 为 1 和 2 时分别表示 SwerlingⅠ和 SwerlingⅢ模型,当 $k=\infty$ 时,表示非起伏目标,即马克姆分布。

3 隐身目标 RCS 的统计分析

利用 FEKO 软件对典型隐身目标进行建模和仿真计算[11]。图 1 为隐身目标在机身平面上 RCS 随方位角 ϕ(0°~360°)变化图。由图可知,RCS 值

在机头方向最小，机尾方向偏大，机翼方向最大，数据分布符合实际情况，保证了后续 RCS 统计分析的准确性。

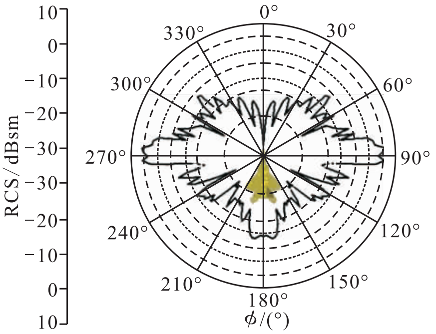
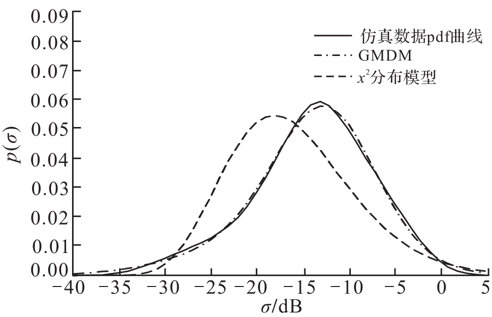


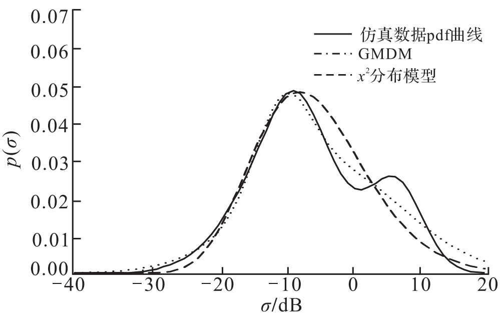
图 1　隐身飞机的 RCS 随方位角变化图

Fig.1　RCS versus ϕ of stealth aircraft

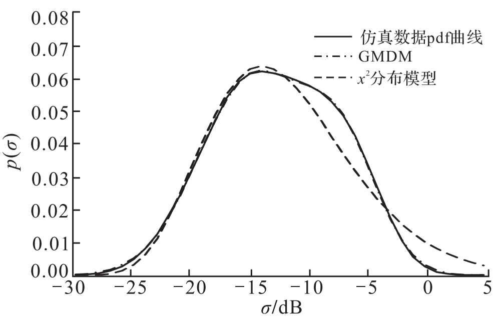
下面研究该隐身目标 RCS 的起伏特性。根据仿真数据分别获得在方位角 0°～60°(前侧向)、60°～120°(正侧向)、120°～180°(后侧向)内的概率密度函数(pdf)曲线[4]，然后分别用 GMDM 模型和 χ^2 分布模型对仿真数据 pdf 曲线进行拟合，拟合结果见图 2。



(a) 0°~60°(前侧向)



(b) 60°~120°(正侧向)



(c) 120°~180°(后侧向)

图 2　RCS 仿真数据的 pdf 曲线拟合结果

Fig.2　Fitting results of pdf curve based on simulation RCS

为比较不同模型的拟合精度，采用文献[3]中定义的百分比拟合误差进行误差分析，定义百分比拟合误差为：

$$e_f = \frac{\sum_{i=1}^{N} \mid p_i - \hat{p}_i \mid}{\sum_{i=1}^{N} p_i} \times 100\% = \sum_{i=1}^{N} \mid p_i - \hat{p}_i \mid \times 100\% \tag{9}$$

式中：p_i 为仿真数据的统计概率，且 $\sum_{i=1}^{N} p_i = 1$；$\hat{p}_i$ 为统计模型的拟合概率；N 为区间分段个数。拟合误差对比分析见表 1。

表 1　χ^2 分布模型和 GMDM 的拟合误差

Tab. 1　Error-of-fit of χ^2 distribution model and GMDM

ϕ/(°)	χ^2 模型拟合误差/%	GMDM 拟合误差/%
0～60	44.50	4.74
60～120	18.65	12.34
120～180	13.21	1.01

由表可知，在前侧向和后侧向，GMDM 的拟合精度明显优于 χ^2 模型，而在正侧向时 2 者的拟合效果却相近。因此，根据上述拟合误差的定义，分析了 GMDM 阶数对拟合精度的影响，见图 3。

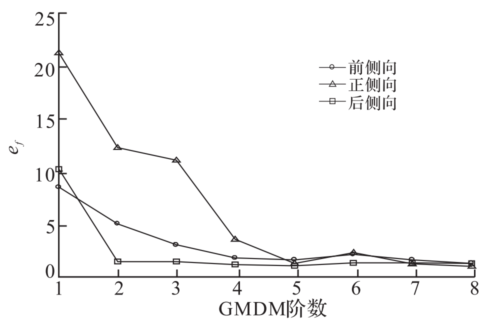


图 3　拟合误差随阶数的变化曲线

Fig.3　Error-of-fit vs orders of GMDM

从图 3 可以看出，当拟合阶数超过 4 阶时，GMDM 的拟合误差将稳定在 5%以下。对于前侧向和后侧向，采用 2 阶 GMDM 拟合即可获得满意的拟合效果。

通过分析该隐身目标 RCS 的起伏特性可得如下规律：

1)目标 RCS 对姿态角敏感，随姿态角变化呈现不规律起伏。

2)目标 RCS 的起伏动态范围较大，达到 40 dB 以上。

3)对于该隐身目标，采用 2 阶 GMDM 就能得到较满意的拟合精度，与文献[7]中非参数法选择的 20～30 阶多项式拟合相比，简化了过程，节省了计

算时间。

4)在3个方位角范围内,GMDM的拟合精度均比χ^2模型的高,采用GMDM能精确描述隐身目标RCS的统计特性。若增加模型的阶数,还会进一步提高拟合精度。

4 结语

复杂目标在不同姿态角范围内的RCS分布特征是不同的,在不同的姿态角范围内分别讨论RCS的起伏特性显得更为合理。经典的RCS统计模型已经无法精确表征现代隐身目标的起伏特性。本文根据典型隐身目标的电磁仿真数据,基于高斯混合密度模型来表征隐身目标的RCS起伏分布,通过与χ^2分布模型的拟合结果进行比较,表明了该方法在RCS统计建模上具有更高的精度。文中模型可用于雷达系统仿真和目标回波的精确模拟等领域,亦可以应用在外场动态数据的统计分析中。

参考文献(References):

[1] 黄培康,殷红成,许小剑.雷达目标特性[M].北京:电子工业出版社,2005.
HUANG Peikang, YIN Hongcheng, XU Xiaojian. Radar target characteristic [M]. Beijing: Publishing house of electronics industry, 2005. (in Chinese)

[2] Swerling P. Radar probability of detection for some additional fluctuation target cases [J]. IEEE trans on aerospace and electronic systems, 1997, 33(2): 698-709.

[3] 林刚,许家栋.目标RCS动态数据的分布特征研究[J].现代雷达,2006,28(2):18-20.
LIN Gang, XU Jiadong. Study of the statistical characterization of targets' RCS dynamic data[J]. Modern radar, 2006, 28(2): 18-20. (in Chinese)

[4] 张伟,王国玉,曾勇虎.飞机目标动态RCS分布特性研究[J].电波科学学报,2010,25(1):118-121.
ZHANG Wei, WANG Guoyu, ZENG Yonghu. Distribution characteristic of airplane dynamic RCS [J]. Chinese journal of radio science, 2010, 25(1): 118-121. (in Chinese)

[5] De Maio A, Farina, A, Foglia G. Target fluctuation models and their application to radar performance prediction[J]. IEE proc radar sonar navigation, 2004, 151(5): 261-269.

[6] 周超,张小宽,张敬伟,等.典型隐身飞机动态RCS时间序列研究[J].空军工程大学学报:自然科学版,2013,14(3):15-18.
ZHOU Chao, ZHANG Xiaokuan, ZHANG Jingwei, et al. Analysis of dynamic RCS time seris of typical stealth aircraft[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2013, 14(3): 15-18. (in Chinese)

[7] Xu X J, Huang P K. A new statistical model of radar targets [J]. IEEE trans on aerospace and electronic systems, 1997, 33(2): 710-714.

[8] 袁礼海,李钊,宋建社.利用高斯混合模型实现概率密度函数逼近[J].无线电通信技术,2007,33(2):20-22.
YUAN Lihai, LI Zhao, SONG Jianshe. Probability density function approximation using Gaussian mixture model [J]. Radio communications technology, 2007, 33(2): 20-22. (in Chinese)

[9] 张士峰.混合正态分布参数极大似然估计的EM算法[J].飞行器测控学报,2004,23(4):47-52.
ZHANG Shifeng. EM algorithm and its application in parameter estimation for Gaussian mixture [J]. Journal of spacecraft TT & C technology, 2004, 23(4): 47-52. (in Chinese)

[10] Buknes J. A gentle tutorial of the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden markov models [R]. Department of electrical engineering and computer science. U. C. Berkeley, TR-97-021, 1998: 1-13.

[11] 周品.MATLAB概率与数理统计[M].北京:清华大学出版社,2012.
ZHOU Pin. MATLAB probability and mathematical statistics [M]. Beijing: Tsinghua university press, 2012. (in Chinese)

(编辑:田新华)