

基于 SVR 的箔条云团电磁逆散射研究

汪陶胜¹, 方 宁¹, 薛明华¹, 孟 刚², 南 华², 陈唯实¹, 王宝发¹

(1. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100083; 2. 中国运载火箭技术研究院第十四研究所, 北京 100076)

摘 要: 本文研究了支持向量回归(SVR)方法在箔条云团电磁逆散射中的应用,提出了一种预测箔条云团一维径向分布的方法,并给出了具体的建模步骤.工程应用实例显示了该方法的有效性.

关键词: 箔条云团; 逆散射; 支持向量回归

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 12A-2494-04

A Study of Chaff Clouds' Inverse Scattering Based on SVR

WANG Tao-sheng¹, FANG Ning¹, XUE Ming-hua¹, MENG Gang², NAN Hua², CHEN Wei-shi¹, WANG Bao-fa¹

(1. School of Electronic and Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China;

2. No. 14 Research Institute, China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China)

Abstract: A new method for predicting the one dimension radial distribution of chaff clouds was proposed and the modeling approach was given in detail. The experimental results demonstrate the validity of this new method.

Key words: chaff clouds; inverse scattering; support vector regression

1 引言

自 1937 年英国发现雷达可以探测在 30 公里外悬挂在气球上的半波振子以来,由大量半波振子组成的箔条云团一直是干扰雷达探测、跟踪和识别的主要措施.由于其高效、廉价,至今仍作为进攻目标突破对方防御的主要手段之一.自箔条投入使用之初,对箔条云团的散射机理及其应用就得到了广泛而深入的研究.1944 年 Bloch F. 和 Phillips M. 发表了有关半波偶极子雷达散射截面积的研究报告,给出其后向 RCS 表达式、全空间均匀取向时的 RCS 等,为箔条信号的强度估计奠定了基础^[1];Pyati V P. 应用统计学的方法证明了箔条 RCS 的概率分布在不考虑偶极子间互耦时能表示成指数分布的形式^[2].与此同时,随着电磁理论的发展,采用数值方法研究箔条云团的 RCS 成为可能. Wickliff R G. 和 Garbacz R J. 采用矩量法分析计算了箔条云团的 RCS,指出当偶极子平均间距大于两倍入射波长时偶极子间的互耦可以忽略不计^[3];陈静研究了箔条云的双站散射特性^[4];吴振森等研究了不同形状、偶极子取向不同的云团的 RCS^[5].

以上的研究概况而言均属于电磁散射正问题,即设定箔条云团的分布特性,求其电磁散射.经典电磁学的发展为此类的正问题研究奠定了相当完善的理论体系,发展了诸多各具特色的解析方法和数值方法.在实际应用中,存在着由果求因的电磁散射逆问题,即已知空间中的箔条云团的散射场,求箔

条云团的分布状况.电磁散射逆问题虽然是电磁场理论的有机组成部分,但由于研究历史短以及非适定性的特点,至今仍然缺少相对成熟的理论体系和快速可靠的算法.

本文将基于数据的机器学习方法运用到箔条云团电磁逆散射的研究中,即从实验观测数据(样本)出发寻找规律,利用这些规律对未来数据或无法观测的数据进行预测.学习是人类特有的一种能力,是系统积累经验以改善其性能的过程.机器学习是对人的认知过程的计算机模拟,主要是根据训练集(包括属性值和观察值)建立模型并进行学习和训练,然后根据测试集进行验证.

支持向量机(SVM)是基于统计学习理论的新一代机器学习技术.使用结构风险最小化原则代替经验风险最小化原则,使它较好地解决了小样本情况下的学习问题.由于采用核函数思想,可将非线性问题转化为线性问题来解决,降低了算法的复杂度,获得了良好的推广能力^[6].根据观察值是否连续,将支持向量机在预测方面的应用分为分类问题和回归问题,本文即以支持向量机技术解决函数预估问题.

2 支持向量回归^[6~8]

支持向量机用来做函数估计,即支持向量回归 SVR(Support Vector Regression, 简称 SVR).

假定有已知样本集 $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\}$, $x_i \in R^n$, $y_i \in R$, $i = 1, \dots, l$, 则线性回归问题可表述如下:

$$\begin{aligned} \min & \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right] \\ y_i - w^* x_i - b & \leq \varepsilon + \xi_i \\ w^* x_i + b - y_i & \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i & \geq 0, \quad i = 1, \dots, l \\ \xi_i^* & \geq 0, \quad i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (1)$$

其中 ξ_i, ξ_i^* 是松弛因子, 也被称为对错过误差的度量。C 作为对训练错误的惩罚, 是一个给定的值, 由用户自行选择。

支持向量回归(SVR)就是用已知的样本集构造一个函数 f 去估计它们所满足的真正函数关系, 并且使 f 和 y 之间的距离 R 最小。

$$R(f, y) = \int L(f, y) dx \quad (2)$$

其中, $L(f, y)$ 是损失函数。本文取常用的 ε -insensitive 损失函数, 即:

$$L_\varepsilon(y) = \begin{cases} 0, & |f - y| < \varepsilon \\ |f - y| - \varepsilon, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ε -insensitive 损失函数是一个强损失函数, 当给定数据的潜在分布未知时, 它有最佳特性。

则线性回归模型的对偶问题为:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \alpha^*} & \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \\ & + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) \langle x_i, x_j \rangle \end{aligned} \quad (4)$$

约束条件为:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^l \alpha_i &= \sum_{i=1}^l \alpha_i^* \\ 0 &\leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, l \\ 0 &\leq \alpha_i^* \leq C, \quad i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (5)$$

解此二次规划问题可得 Lagrange 乘子 $\bar{\alpha}, \bar{\alpha}^*$, 于是:

$$\begin{aligned} \bar{w} &= \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i - \bar{\alpha}_i^*) x_i \\ \bar{b} &= -\frac{1}{2} \langle \bar{w}, (x_r + x_s) \rangle \end{aligned} \quad (6)$$

其中 x_r, x_s 为满足不同约束的任何向量。则:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) x_i^* x + \bar{b} \quad (7)$$

若想对所给定的样本作非线性估计, 只需在上述线性函数估计的基础上引入核函数 K , 将样本输入矢量 x_i, x_j 的内积运算 $\langle x_i, x_j \rangle$ 替换成映射运算 $K \langle x_i, x_j \rangle$, 即:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} W(\alpha, \alpha^*) &= \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (y_i - \varepsilon) - \alpha_i (y_i + \varepsilon) \\ &- \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K \langle x_i, x_j \rangle \end{aligned} \quad (8)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i^* x) + \bar{b} \quad (9)$$

这里的核函数 K 是满足 Mercer 条件的正定函数, 利用核函数把特征空间的内积转化为输入空间中某些计算, 可不必知道非线性转换函数的具体形式, 避免了各种复杂的运算。核

函数可以有多种形式, 如多项式核、径向基核(RBF)及样条核函数等。本文中采用了最常用的径向基核函数 $K(x_i^* x_j) = \exp[-g \|x - x_i\|^2]$, 通过调整 g 来考察回归模型针对训练样本和测试样本的性能。

3 箔条云团电磁逆散射建模

3.1 箔条云团电磁散射特性

逆问题的求解有赖于对正问题的一定先验知识, 因此首先介绍下箔条云团电磁散射特性。在箔条云团爆散形成(自箔条抛撒开始到云团在空中散开稳定止)过程中, 通常存在三个状态, 即:

(1) 稳定态: 云团中箔条之间的平均距离 $d \geq 2\lambda$, λ 是与箔条对应的半波谐振波长, 箔条云团达到稳定的散开状态。在此状态可忽略箔条之间的耦合, 每个箔条对雷达的贡献可视为呈孤立的散射元, 云团效率达到极致。经验上常用下式估计 RCS 与箔条数目的线性关系^[9]:

$$\sigma = N * \sigma_0 = N * 0.153 \lambda^2 \quad (10)$$

其中 σ 是云团的雷达散射截面(RCS), N 是云团中箔条的根数。式中 $0.153 \lambda^2$ 是单根箔条的统计平均雷达散射截面 σ_0 , 这是一个理想估值。实际上, 由于箔条在空中散布是随机的, 箔条之间存在遮挡, 即不是每根箔条都被雷达有效照射, 故云团效率将有所降低。

(2) 鸟窝态: 云团中箔条之间的平均距离 $d \leq 0.1\lambda$, 箔条云团未能充分散开, 箔条互相搭接在一起, 致使每根箔条不能发生谐振散射, 使箔条效率大大降低。

(3) 耦合态: 云团中箔条之间的平均距离 $0.1\lambda \leq d \leq 1\lambda$, 在相邻箔条间, 存在能量耦合, 致使每根箔条散射的能量小于谐振散射时的能量, 故云团效率低于稳定的云团。

显然, 箔条云团的电磁散射不仅取决于箔条数目, 而且与云团的散布状态密切相关。同样的箔条数目, 在不同散布状态下(也即箔条在不同的平均间距下), 其 RCS 大不相同。以箔条数为参数, RCS 随箔条平均间距的变化趋势如图 1 所示。常数时, 的曲线, 大致可分三个区域, 即:

$d \leq 0.1\lambda$: 鸟窝区;

$0.1\lambda \leq d \leq 1\lambda$: 耦合区;

$d \geq 2\lambda$: 稳定区。

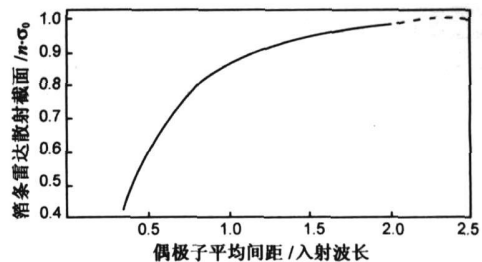


图 1 云团 RCS 与箔条间距的关系

(横轴: 偶极子平均间距/波长, 纵轴: $\sigma/(N\sigma_0)$)

3.2 逆散射建模步骤

箔条云团的工程应用中, 往往需要根据箔条云团的电磁散射来分析云团的分布状况, 系逆散射问题。然而决定箔条云

团雷达散射截面 σ 的参量有箔条的根数 N 、箔条平均间距 d 以及箔条云团的散布状态, 系多变量的非线性函数关系, 较难用一般的电磁逆问题求解方法获得满意的结果。因此, 本文采用 SVR 方法对箔条云团电磁逆散射问题进行建模。

建模框图如图 2 所示, 以下概述了逆散射建模的步骤:

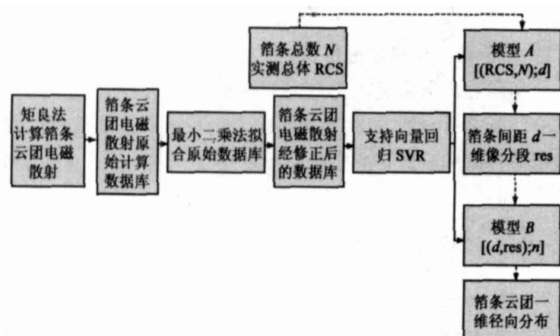


图2 基于SVR的箔条云团逆散射建模框图

(1) SVR 训练数据来源: 采用矩量法计算了不同散布状况下的箔条云团散射, 建立了相应的 $N: d: \sigma$ 原始数据库(即在不同箔条根数 N 下, 雷达散射截面 σ 随箔条平均间距 d 的变化曲线簇);

(2) SVR 训练数据预处理: 矩量法计算中对箔条平均间距 d 采用了离散的方式, 因此所得的曲线簇是不连续的, 有较大的波动性, 因此利用最小二乘法拟合获得修正的 $N: d: \sigma$ 曲线簇, 该曲线簇具有良好的连续性; 在拟合的曲线簇基础上, 经采样可获得我们需要的修正 $N: d: \sigma$ 数据库, 用以作为训练集数据;

(3) SVR 模型建立: 采用 SVR 进行二元回归, 在修正数据库的基础上, 分别建立模型 A 与模型 B。

在模型 A 中, 以理论计算得到的 RCS 和箔条根数 N 作为自变量, 箔条平均间距 d 作为因变量, 即对每组给定的 RCS 和 N (此处的 RCS 和 N 是针对箔条云团的整体, 用大写表示) 标定一个相应的 d ; 在模型 B 中, 以箔条间距 d 和理论计算得到的 RCS 作为自变量, 箔条根数 n 作为因变量, 即对每组给定的 d 和 RCS 标定一个相应的 n (此处的 RCS 和 n 是针对箔条云团一维距离像中分段的情况, 用小写表示)。

两次二元回归中, 经试验考察模型对训练样本和测试样本的性能, 取惩罚因子 $C=1000$, 径向基核函数中 $g=0.99$ 。

在实测过程中, 首先输入箔条总数 N 和实测的总体 RCS, 参照模型 A, 回归出箔条平均间距 d ; 然后以这个 d 和实测的一维距离像中分段的 RCS 作为自变量输入模型 B, 回归出每段一维像中对应的箔条根数 n , 即得到所测箔条云团的密度分布情况。

为简化分析, 在不失一般性前提下, 在两次模型的回归分析中, 假定箔条云团在某一瞬时是“冻结”静止的, 且处于同一散布状态, 即整个云团处于散开态、鸟窝态、耦合态之一, 而不在混合状态。

3.3 箔条云团散射训练数据来源

由以上的箔条云团逆散射电磁建模步骤可以看出, 首先需要建立箔条云团电磁散射的训练集。鉴于目前尚无法通过大量的实测实验来进行训练集的数据采集, 本文采用矩量法

进行了所需训练集数据的理论计算^[10~12](限于篇幅, 具体计算方法不再赘述)。

利用矩量法计算了高斯分布的球状箔条云团的散射。之所以采用高斯分布的箔条云团分布, 是因为理论及实验等大量证明了箔条在实际的抛撒过程中, 大致遵循高斯分布。该高斯分布箔条云团模型在三个轴向上箔条根数服从各自独立的高斯分布, 而在取向上服从平均分布。

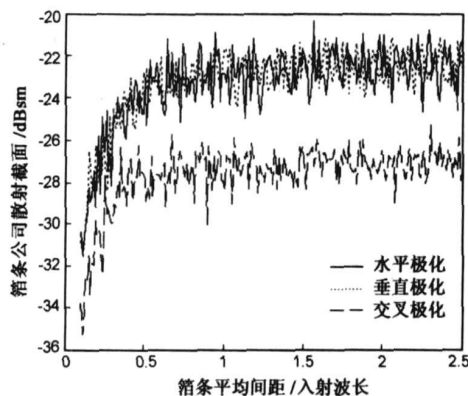


图3 RCS随平均间距变化曲线($N=100$)

(横轴: 偶极子平均间距/波长, 纵轴: σ (dBsm))

图3给出了箔条根数 $N=100$ 的情况下, 箔条散射截面 σ 随平均间距 d 变化的曲线, 与图1所示的变化关系吻合良好。同时, 给出了平行(垂直)极化同交叉极化的对比, 说明交叉极化的雷达散射截面较同极化小, 而由于箔条取向的随机统计特性, 平行极化和垂直极化结果大致相同。在上述基础上, 以箔条根数为参量, 计算了曲线簇, 并进行了最小二乘拟合修正, 图4给出了经修正后的曲线簇。

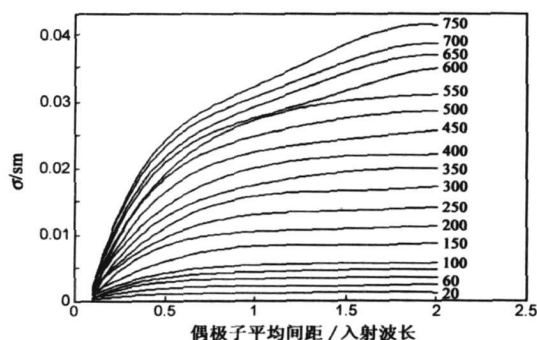


图4 以 N 为参量的, $\sigma/d\lambda$ 曲线簇

(横轴: 偶极子平均间距/波长, 纵轴: σ (sm))

4 实验及讨论

为模拟高斯分布的箔条云团, 我们以厚度为4cm的泡沫塑料($\epsilon_r \approx 1$), 面积分别为 $27 \times 27\text{cm}^2$; $23 \times 23\text{cm}^2$; $19 \times 19\text{cm}^2$ 和 $15 \times 15\text{cm}^2$ 的七块矩形立方体合成一个分布呈“拟球状”的分层模型作为载体, 在每个分层内置入长度为二分之一波长数量不等、取

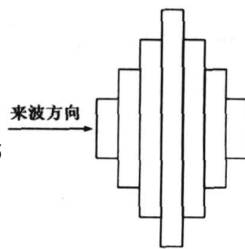


图5 “拟球形”分层模型

向随机的偶极子构成一个等效的高斯状箔条云团“冻结”模型, 如图 5 所示.

在某扫频测量系统中, 径向分辨率为 5cm, 设定入射波中心频率为 10GHz, 扫频带宽 4GHz, 测得内含 220 根偶极子(长度为中心频率对应的半波长)的拟球形模型, 在 W 极化下的一维像. 如图 6 所示. 在回归模型 A 中, 经过回归分析, 箔条的平均间距为 0.789.

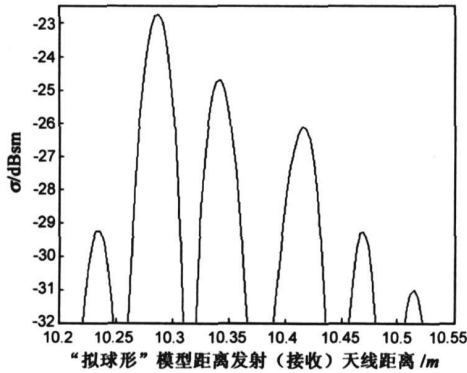


图 6 “拟球形”模型一维像

(横轴: 云团距离发射/接收天线位置, 纵轴: σ (dBsm))

“拟球形”模型径向长度为 28cm, 在 5cm 径向分辨率下, 约有 6 个径向分辨单元. 以上述模型 A 回归的 d 和实测的一维距离像中分段的 r_{cs} 作为自变量输入模型 B , 回归出每段一维像中对应的箔条根数 n , 即径向分布分别为: 10.5473、93.3425、64.9574、33.2753、8.49648, 取整累加得 210 根, 与实际设定的 220 根偶极子数量相对误差在 4.55%, 回归结果理想.

5 结论

本文利用支持向量回归(SVR)方法对箔条云团的电磁逆散射进行了研究, 给出了一种预测箔条云团一维径向分布的方法和建模步骤. 鉴于实验数据获取的困难, SVR 所需的训练数据集来源于矩量法的理论计算, 并进行了模拟的工程实例验证.

参考文献:

[1] Bloch F, Hamermesh M, Phillops M. Return cross sections from

random oriented resonant half-wave length chaff [R]. Massachusetts: Radio Research Laboratory, Harvard University, Technical Memorandum, 411-TM-127, June 19, 1944.

- [2] Pyati V P. Statistics of electromagnetic scattering from chaff clouds [R]. Ohio: Air Force Avionics Laboratory, 1975.
- [3] Wickliff R G, Garbacz R J. The average backscattering cross section of clouds of randomized resonant dipoles [J]. IEEE Trans Antennas and Propagation. 1974, 22(5): 503–505.
- [4] 陈静. 箔条偶极子云双站散射特性研究 [J]. 电子对抗技术, 1988(3): 14–19.
- [5] 吴振森, 张龚. 非均匀分布的箔条云团的 RCS [J]. 光电对抗与无源干扰, 1996(3): 8–11.
- [6] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1995.
- [7] Vapnik V. Statistical Learning Theory [M]. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- [8] 边肇祺, 张学工. 模式识别(第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [9] Van vleck J H, et al. Theory of radar reflection from wires on thin metallic strips [J]. J Appl Phys, 1947, 18(3): 274–294.
- [10] Harrington R F. Field Computation by Moment Methods [M]. New York: Mc GrawHill, 1968.
- [11] 盛剑霓, 等. 电磁场数值分析 [M]. 北京: 科学出版社, 1984.
- [12] 盛新庆. 计算电磁学要论 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.

作者简介:



汪陶胜 男, 1980 年生于安徽枞阳, 北京航空航天大学博士研究生, 2003 年毕业于北京航空航天大学电子信息工程学院, 同年被免试推荐为北京航空航天大学直读博士生. 主要研究方向: 电磁散射、目标与环境特性等.
E-mail: elantian@sohu.com