

裂缝天线缝制造精度对电性能影响的预测

周金柱, 段宝岩, 黄进, 李华平

(西安电子科技大学电子装备结构教育部重点实验室 西安 710071)

【摘要】为了避免传统方法在分析结构因素对电性能影响时需要假设和近似处理的弊端,提出了根据平板裂缝天线生产制造中的数据,使用支持向量回归建立缝制造精度对电性能指标影响的预测方法。给出了一种以最小化支持向量回归的拟合能力和泛化能力为目标函数来选择支持向量回归机参数的方法,以方便该方法的工程应用。案例研究表明,该方法能够较准确地预测缝制造精度对电性能的影响;与传统的BP神经网络和最小二乘法对比,该方法具有更好的泛化能力,可以应用到平板裂缝天线的计算机辅助制造中。

关键词 平板裂缝天线; 预测; 制造精度; 支持向量回归

中图分类号 TN823

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2009.06.033

Prediction of Plane Slotted-Array Antenna Electrical Performance Affected by Manufacturing Precision

ZHOU Jin-zhu, DUAN Bao-yan, HUANG Jin, and LI Hua-ping

(Key Lab of Electronic Equipment Structure of Ministry of Education, Xidian University Xi'an 710071)

Abstract The manufacturing precision of slot in the plane slotted-array antenna has a great effect on the electrical performance. In order to avoid the shortcomings of assumptions and approximations made by some traditional methods during the course of studying the effect, a new method using support vector regression is proposed to obtain the prediction model of electrical performance affected by manufacturing precision, according to the data from the manufacturing of plane slotted-array antennas. Moreover, a method minimizing both model fitting capabilities and generalization as the objective function is offered to choose the proper parameters of support vector regression and facilitate the application. Simulation research shows that the proposed method can accurately predict the effect and has better generalization compared with BP neural network and least squares regression.

Key words plane slotted-array antenna; prediction; manufacturing precision; support vector regression

平板裂缝天线广泛地应用到机载或弹载雷达系统中。然而,它的电性能容易受到缝制造精度的影响,如果缝制造精度选择不当,常常导致天线电性能不能满足要求。

为了指导平板裂缝天线的研制,选择合理的缝制造精度。一些研究人员使用数理统计的方法研究了缝制造精度与电性能之间的关系,得到了一些经验公式和图表^[1-4]。然而,由于缝制造精度对电性能影响比较复杂,为了得到这些公式或图表,使用了以下假设和近似处理:(1)假设缝的制造精度分布为正态分布。(2)忽略了缝与缝之间的互相耦合作用。(3)使用了近似处理。由于假设和近似处理,使得它们的使用受到了限制。

为了克服这些问题,本文提出了一种预测缝制造精度对电性能影响的方法,利用工程中的经验和

数据,使用支持向量回归建立电性能指标与缝制造精度的机器学习模型,并且开发出相应的预测工具,它可以用在平板裂缝天线的计算机辅助制造系统中,从而指导天线的研制。

1 问题的描述

波导馈电平板裂缝天线通常由几个完全相同的天线子阵构成^[1-3]。以波导宽边平板裂缝天线的一个子阵为例,如图1所示。在不考虑天线馈电网路时,它由辐射波导、耦合波导和激励波导3层组成:(1)第1层是辐射波导层,由 M 根辐射波导组成,每根辐射波导上开了 N 个纵向辐射缝。(2)第2层是耦合波导层,沿着波导中心线开了 M 个倾斜的耦合缝。(3)第3层是激励波导层,只有一个纵向激励缝。平板裂缝天线工作时,电磁波的传播需要通过激励缝、

收稿日期: 2008-06-23; 修复日期: 2008-11-25

基金项目: 国家973基础研究项目(613580205); 国家自然科学基金(50775170)

作者简介: 周金柱(1979-),男,博士生,主要从事支持向量机、天伺馈系统结构因素对电性能影响机理等方面的研究。

耦合缝和辐射缝, 因此这些缝的制造精度就决定了 该种天线的电性能。

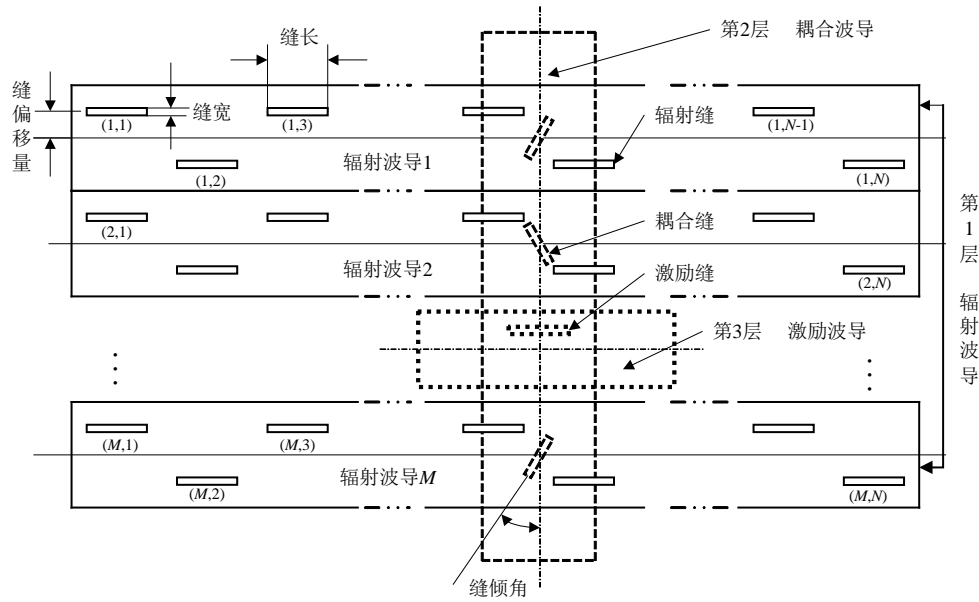


图1 平板裂缝天线结构组成示意图

为了方便问题的描述, 假设辐射缝的缝长、缝宽和缝偏移量的制造精度分别为 ΔRL 、 ΔRW 和 ΔRO ; 耦合缝的缝长、缝宽和缝倾角的制造精度分别为 ΔCL 、 ΔCW 和 $\Delta C\theta$; 激励缝的缝长、缝宽和缝偏移量的制造精度分别为 ΔEL 、 ΔEW 和 ΔEO 。在平板裂缝天线的制造中, 缝制造精度导致的电性能变化量主要有波束宽度变化量 ΔBW 、增益变化量 ΔG 、驻波比变化量 $\Delta VSWR$ 、左第一副瓣电平变化量 ΔLSL 和右第一副瓣电平变化量 ΔRSL 。由于天线的电性能变化量受到缝制造精度的影响^[1-4], 因此它们之间存在着映射关系为:

$$\Delta Y = F(\Delta X) \quad (1)$$

式中 $\Delta X = [\Delta RL, \Delta RW, \Delta RO, \Delta CL, \Delta CW, \Delta C\theta, \Delta EL, \Delta EW, \Delta EO]^T$ 和 $\Delta Y = [\Delta BW, \Delta G, \Delta VSWR, \Delta LSL, \Delta RSL]^T$ 分别表示缝制造精度以及对应的电性能指标变化量。

平板裂缝天线的设计电性能指标 Y_0 在设计阶段就可以确定, 如果已经知道了缝制造精度导致的电性能指标变化量 ΔY , 那么天线生产制造后, 实际的电性能为:

$$Y = Y_0 + F(\Delta X) \quad (2)$$

式中 $Y = [B, G, V, L, R]^T$ 分别表示实际测量得到的波束宽度 B 、增益 G 、驻波比 V 、左第一副瓣电平 L 和右第一副瓣电平 R 。

在上面的描述中, 关键的问题是如何得到 $\Delta Y = F(\Delta X)$ 。传统的方法由于采用假设和近似处

理, 得到的结果与实际有较大的差距。本文提出利用工程中收集整理的数据, 使用支持向量回归建立这个模型。

2 预测方法

2.1 支持向量回归

支持向量回归是一种用在回归建模方面的机器学习算法, 它基于统计学习理论^[5-6], 基本原理是从一系列训练数据样本集合 $\Omega = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ 得到输入与输出之间的回归表达式 $f(x)$ 。其中, $x_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为样本输入; y_i 为对应的样本输出; N 为样本数。

采用非线性映射函数 $\varphi(x)$ 将样本数据映射到高维特征空间, 在该空间中构造回归函数为:

$$f(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b \quad (3)$$

式中 $\omega \cdot \varphi(x)$ 为向量 ω 与 $\varphi(x)$ 在高维特征空间的内积; ω 和 b 为需要求解的参数矢量。

根据统计学习理论^[5-6], 上述的最佳回归函数以及 ω 和 b 可通过求下面函数的最优化问题得到:

$$\begin{aligned} \text{Min. } R(\omega, \xi, \zeta^*) &= \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \zeta_i^*) \\ \text{s.t. } y_i - (\omega \cdot \varphi(x_i) + b) &\leq \xi_i + \varepsilon \\ (\omega \cdot \varphi(x_i) + b) - y_i &\leq \zeta_i^* + \varepsilon \\ \xi_i, \zeta_i^* &\geq 0, \quad i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (4)$$

式中 ξ 和 ζ^* 为松弛变量的上、下限; ε 为误差容忍; $C > 0$ 为惩罚系数。求解其对偶优化问题可得:

$$\omega = \sum_{i=1}^{nsv} (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x_i) \quad (5)$$

式中 参数 α_i 和 α_i^* 为求解其偶优化问题引入的拉格朗日乘子。系数 $\alpha_i - \alpha_i^*$ 只有一部分是非零值, 它们所对应的训练样本也称作支持向量。将式(5)代入式(3)可得:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{nsv} (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (6)$$

根据核函数理论^[5-6], 使用数据原始输入空间中满足Mercer条件的核函数来代替高维特征空间中的内积 $\varphi(x_i) \cdot \varphi(x)$, 式(6)可表达为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{nsv} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (7)$$

式中 $k(x_i, x) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x)$ 表示核函数。本文使用了表1给出的核函数^[5]。其中径向基核函数中的核参数 d 是高斯核宽度 σ , 多项式核函数中的核参数 d 是多项式的阶数 q 。它们的取值不同就决定了核函数的不同形状, 从而也会导致支持向量回归模型的复杂度和准确度的不同。

表1 常用的核函数以及核参数

核函数	公式	核参数 d
径向基	$K(x, x_i) = \exp(-\ x - x_i\ ^2 / \sigma^2)$	σ
多项式	$K(x, x_i) = [x^T x_i + 1]^q$	q

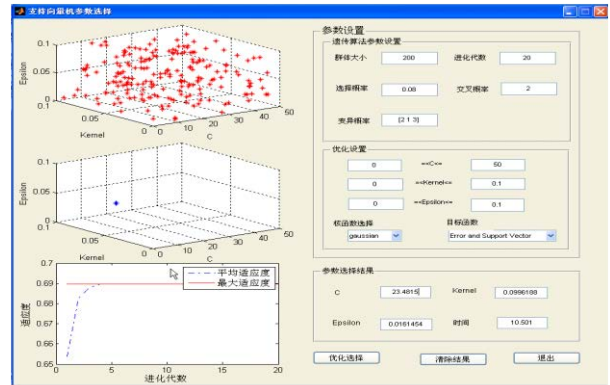
2.2 支持向量回归参数优化选择

支持向量回归中的参数 $P = [C, d, \varepsilon]^T$, 对建模结果的影响非常大^[7-9]。其中 C 是回归模型复杂度和拟合精度之间的折中, 其值越大, 模型精度越高, 但模型越复杂^[7-8]。核参数 d 由使用的核函数类型决定, 如表1所示。误差容限 ε 由模型所需要的精度所决定, ε 越小, 训练模型的精度越高, 但是模型的泛化能力越差^[7-8]。为了选择合适的参数 P , 并且方便该预测方法在实际中的应用, 本文提出以同时考虑支持向量回归的拟合精度和泛化能力为目标函数来优选参数 P 的方法, 其参数选择的最优化问题描述如下:

$$\begin{aligned} \text{Max. } f(P) &= \lambda \left[1 - \sqrt{N^{-1} \sum_{i=1}^N [(y_i - f_i(x, P)) y_i^{-1}]^2} \right] + \\ & (1 - \lambda) \left(1 - \frac{nsv}{N} \right) \\ \text{s.t. } C_{\min} &\leq c \leq C_{\max} \quad D_{\min} \leq d \leq D_{\max} \\ \varepsilon_{\min} &\leq \varepsilon \leq \varepsilon_{\max} \end{aligned} \quad (8)$$

式中 目标函数中的第一项反映了回归模型的拟合精度; λ 为一个权重因子; nsv 为训练后得到的支持向量个数, 其个数越少, 支持向量机的泛化能力越强^[7-8,10]; N 为训练样本总数; y 为对应 x 的实际目标值; $f(x, P)$ 为支持向量回归的预测结果。

本文使用了遗传算法^[11]求解上述优化问题, 经过优化选择得到的参数直接用于支持向量回归的数据建模。图2给出了根据本文方法开发的软件工具, 可以用于天线的计算机辅助制造系统中。



a. 参数优化选择



b. 支持向量回归预测

图2 平板裂缝天线预测软件工具

3 实例验证

本文以某X波段平板裂缝天线缝制造精度与对应的电性能指标数为例, 检验预测方法的有效性。在50个数据样本中, 40个用于训练样本, 5个样本用于检验模型的泛化能力, 剩余的用于模型的预测性能比较。统一采用式(9)作为评价模型准确性的标准, 即有:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - f_i(x))^2} \quad (9)$$

式中 y 为对应 x 的实际目标值; $f(x)$ 为使用预测模型估计的结果; m 为检验样本的个数。

由于目前核函数的选择依靠具体问题，分别使用表1给出的核函数进行建模。首先利用图2所示的工具应用40个训练样本进行建模，然后使用5个检验样本检验模型的泛化能力。图3给出了使用5个检验样本后的预测均方根误差。从图3可以看出，采用径向基核函数比多项式核函数建立模型的均方根误差小。因此，选择径向基核函数建立缝制造精度对电性能影响的预测模型。

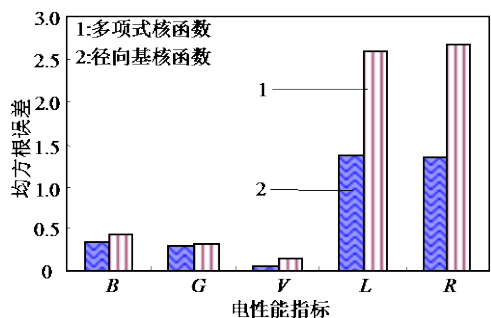


图3 不同核函数的预测误差

为了比较方法的有效性，本文使用了BP神经网络^[12]和最小二乘法方法。图4给出了3种方法分别使用40个训练样本建模的拟合能力结果。从图4可以看出，最小二乘法的拟合能力最差，支持向量机的均方根误差比BP神经网络稍大，二者的对训练样本的拟合能力相差不大。

本文分别使用5个检验样本对上述方法建立的模型检验。图5给出了3种方法模型泛化能力的对比结果。从图5可以看出，BP神经网络最差，其次是

最小二乘法，而支持向量机的泛化能力最好。

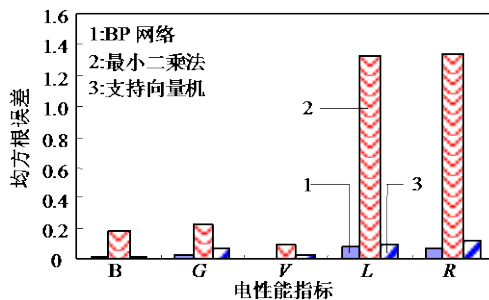


图4 模型的拟合能力对比

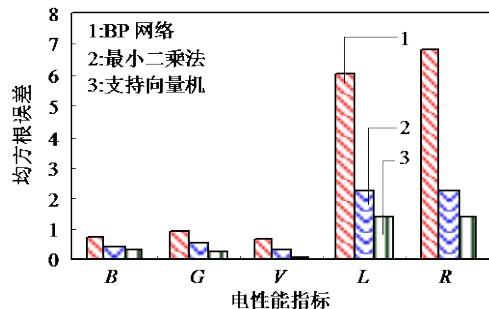


图5 模型的泛化能力对比

根据支持向量回归建立的模型，使用剩余的5个数据样本检验模型的预测能力。表2给出了实测数据与模型预测结果的对比。从表2中可以看出，波束宽度、增益和驻波比的预测结果和试验结果相差非常小。然而，左第一副瓣和右第一副瓣与试验结果相差较大，原因可能是副瓣电平变化范围较大，并且训练数据样本又比较少，导致个别数据点的预测能力较差。

表2 试验数据与模型预测结果对比

样本 序号	波束宽度/MHz		增益/dB		驻波比		左第一副瓣/dB		右第一副瓣/dB	
	实测	预测	实测	预测	实测	预测	实测	预测	实测	预测
1	14.80	14.755 6	22.04	22.025 3	1.97	2.050 0	-16.24	-16.545 8	-16.51	-16.631 7
2	14.75	14.760 5	22.05	22.040 6	2.08	2.070 6	-15.71	-16.505 2	-16.17	-17.123 6
3	14.82	14.759 7	22.03	22.052 2	2.10	2.082 0	-20.31	-18.970 0	-20.71	-17.335 0
4	14.76	14.761 7	22.06	22.072 2	2.15	2.102 0	-15.94	-16.209 3	-16.40	-16.555 5
5	14.85	14.763 3	22.12	22.019 9	2.05	2.049 9	-16.24	-16.446 2	-16.71	-16.668 5

4 结 论

(1) 基于支持向量回归建立了平板裂缝天线缝制造精度对电性能影响的预测模型，可以避免传统方法推导中的各种假设和近似处理，提高了模型的准确度。

(2) 给出了一种支持向量回归的参数优化选择方法，并开发出相应的软件工具，可在平板裂缝天线的计算机辅助制造系统中使用。与其他方法对比，

结果表明本文的方法具有较好的泛化能力。

(3) 该方法建立模型的泛化能力与训练数据集的大小密切相关。因此，须将工程中收集的数据不断地添加到训练数据集中来，以进一步提高该方法的泛化预测能力。

参 考 文 献

[1] 向广志. 超低副瓣阵列天线的公差分析[J]. 现代雷达, 1996, 6(12): 39-48.

- XIANG Guang-zhi. Analysis on the errors of an ultra-low sidelobe array antenna[J]. *Modern Radar*, 1996, 6(12): 39-48.
- [2] 钟顺时. 随机误差对线阵天线性能的影响[J]. *西安电子科技大学学报*, 1975, 1(1): 1-22.
ZHONG Shun-shi. Effect of random errors on linear array antenna[J]. *Journal of Xidian University*, 1975, 1(1): 1-22.
- [3] 黄 经. 超低副瓣波导窄边裂缝阵列天线[J]. *现代雷达*, 1994, 2(1): 101-105.
HUANG Jing. A Ultra-Low sidelobe waveguide side wall slotted array[J]. *Modern Radar*, 1994, 2(1): 101-105.
- [4] HSIAO J K. Normalized relationship among errors and sidelobe levels[J]. *Radio Science*, 1984, 19(1): 292-302.
- [5] BURGESS C J C. A Tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 121-167.
- [6] 吴 萌, 徐全智. 支持向量机在金融时间序列预测中的应用[J]. *电子科技大学学报*, 2007, 36(2): 442-444.
WU Meng, XU Quan-zhi. Application of support vector machines in financial time series forecasting[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2007, 36(2): 442-444.
- [7] CHAPELLE O, VAPNIK V, BOUSQUET O. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. *Machine Learning*, 2002, 46(1): 1322-1330.
- [8] JENG J T. Hybrid approach of selecting hyperparameters of support vector machine for regression[J]. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics-Cybernetics*, 2006, 36(3): 699-709.
- [9] YUAN S F, CHU F L. Fault diagnosis based on support vector machines with parameter optimization by artificial immunization algorithm[J]. *Mechanical System and Signal Processing*, 2007, 21(3): 1318-1330.
- [10] YAKOUB B, FARID M. Semisupervised PSO-SVM regression for biophysical parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(6): 1887-1895.
- [11] MIN S H, LEE J, HAN I. Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction[J]. *Expert Systems with Applications*, 2006, 31(3): 652-660.
- [12] ABBURI N R, DIXIT U S. A knowledge-based system for the prediction of surface roughness in turning process[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2006, 22(4): 363-372.

编辑 黄 莘

(上接第1033页)

参 考 文 献

- [1] SARR C, CHAUDET C, CHELIUS G. Bandwidth estimation for IEEE 802.11 based ad hoc networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2008, 7(10): 1228-1241.
- [2] CHIU C Y, KUO Y L, CHEN G H. Bandwidth constrained routing problem in wireless Ad hoc networks[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2008, 19(1): 4-14.
- [3] PING C N, SOUNG C L. Throughput analysis of IEEE 802.11 multi-hop Ad hoc networks[J]. *IEEE Transaction on Networking*, 2007, 15(2): 309-322.
- [4] CLAUDE C, ISABELLE G L. BRuIT: bandwidth reservation under interference influence[C]//*Proceeding of European Wireless*. Florence, Italy: IEEE Press, 2002: 466-472.
- [5] YANG Y L, KRAVETS R. Contention aware admission control for Ad hoc networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2005, 4(4): 363-377.
- [6] SARR C, CHAUDET C, CHELIUS G. Improving accuracy in available bandwidth estimation for IEEE 802.11 based Ad hoc networks[C]//*Proceeding of International Conference on Mobile Ad hoc and Sensor Systems*. Vancouver, Canada: IEEE Press, 2006: 517-520.
- [7] CHEN C, PEI C X, AN L N. Available bandwidth estimation in IEEE 802.11b network based on non-Intrusive measurement[C]//*Proceeding of Seventh International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies*. Taiwan, China: IEEE Press, 2006: 229-233.
- [8] IEEE Std 802.11. Part 11: Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications[S]. IEEE LAN/MAN Standards Committee. New York, USA: IEEE Press, 2007.
- [9] 马洪亮, 徐惠民. Ad hoc网络中IEEE 802.11 DCF的改进[J]. *电子科技大学学报*, 2006, 35(6): 887-889.
MA Hong-ling, XU Hui-min. Performance improvement of IEEE 802.11 DCF in Ad hoc network[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2006, 35(6): 887-889.
- [10] WEI Z X, ZHANG H, WANG X L. Design method based on routing tree for topology update in Ad hoc network[J]. *Journal of Electronic Science and Technology of China*, 2006, 4(3): 106-109.

编辑 张 俊