

基于核机器学习的腔体滤波器辅助调试

周金柱¹,张福顺²,黄 进¹,唐 波³,熊长武³

(1. 西安电子科技大学电子装备结构设计教育部重点实验室,陕西西安 710071;2. 西安电子科技大学天线与微波技术国家重点实验室,陕西西安 710071;3. 西南电子技术研究所,四川成都 610036)

摘 要: 研究了一种基于核机器学习的腔体滤波器辅助调试方法.该方法根据工程中的调试经验数据,首先使用核机器学习算法建立了螺栓调整量和滤波器电性能之间的影响关系模型.然后应用此模型,使用优化技术构建了滤波器的辅助调整方法.实际滤波器的实验结果表明了该方法的有效性.该方法比较适用于工程中批量生产的腔体滤波器的辅助调试.

关键词: 腔体滤波器; 辅助调试; 机器学习; 螺栓; 经验数据

中图分类号: TN713 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 06-1274-06

Computer-Aided Tuning of Cavity Filters Using Kernel Machine Learning

ZHOU Jin-zhu¹,ZHANG Fu-shun²,HUANG Jin¹,TANG Bo³,XIONG Chang-wu³

(1. Key Laboratory of Electronic Equipment Structure Design of Ministry of Education, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. National Key Laboratory of Antenna and Microwave Technique, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

3. South West Institution of the Electronically Technology, Chengdu, Sichuan 610036, China)

Abstract: A computer-aided tuning method based on machine learning is proposed in the paper. In the method, an effect model that reveals the relationships between the tunable screws and filter electrical performance is firstly developed by using a kernel algorithm, according to the data sets from tuning experience of technician. Then, a tuning procedure of filters is constructed by using the developed machine learning model. Finally, some experiments are carried out, and the experimental results confirm the effectiveness of the method. The approach is particularly suited to the computer-aided tuning of volume-producing filters.

Key words: cavity filters; computer-aided tuning; machine learning; tunable screws; tuning experience

1 引言

腔体滤波器广泛应用到通信系统中,它的电性能优劣直接关系到整个系统的好坏.腔体滤波器的设计理论已经基本成熟^[1,2],然而,在实际滤波器的制造中,存在的一个突出问题是腔体滤波器需要调试.目前工程中都是依靠人工经验进行调试,调试比较费时、费力,并且要求经验丰富的调试人员^[3].如果要大批量生产滤波器,就会使得生产成本增加,调试周期过长^[1].

为了提高调试效率和降低人员调试经验的要求,辅助调试方法被提出^[4].在相关的研究中,文献^[5]首次提出了基于机器学习的辅助调试方法.该方法采用聚类算法从 S 参数中抽取特征参数,然后使用信号处理算法建立了螺栓调整量和特征参数之间的关系模型.该方法存在参数抽取困难以及忽略了耦合调整螺栓影响的不足^[5,6].

近年来,随着耦合矩阵综合理论^[7,8]的建立,以等效电路模型和耦合矩阵为基础的调试方法获得了研究.它采用优化技术抽取得到等效电路模型的耦合矩阵,然后根据耦合矩阵与理想耦合矩阵之间的差异来指导调试^[9-13].这种方法仅仅给出了耦合矩阵之间的差异,并不能得到螺栓的调整量以直接指导调试.为了克服这个弊端,一些研究基于调整螺栓灵敏度线性化的假设,建立了调整量和耦合矩阵变化量之间的线性关系模型^[14,15].该方法尽管能够直接得到螺栓的调整量以指导调试,但是实际中调整量和耦合矩阵变化量并非满足线性关系,线性化的假设限制了该方法的应用^[16].

为了克服这些不足,本文提出了一种基于核机器学习的腔体滤波器辅助调试方法.该方法根据工程中的滤波器调试经验,首先使用核机器学习算法^[17-19]建立了螺栓调整量与滤波器电性能之间的非线性影响关系模型.然后使用此模型,构建了滤波器的辅助调试方法.该

方法可以获得滤波器每个螺栓的调整量以指导调试,并且其有效性已经在四腔螺旋滤波器的实验中得到了验证.

2 调整量和耦合矩阵的机器学习模型

2.1 问题的描述

腔体滤波器通常由几个谐振单元构成,图1给出了一种结构示意图和对应的等效电路.

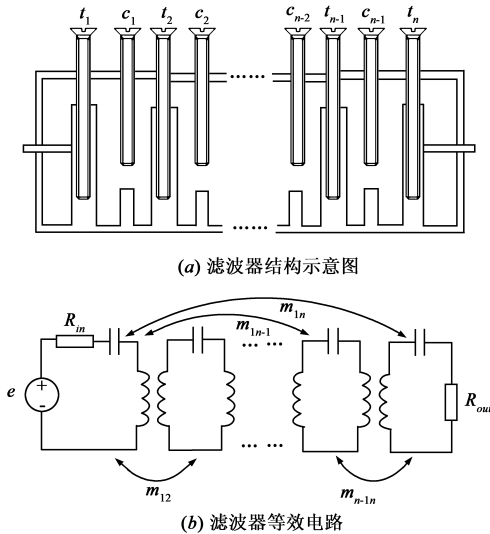


图1 滤波器结构与对应的等效电路

为了叙述的方便,假设根据滤波器的调试要求,得到了基准耦合矩阵 M_0 以及所对应的调整螺栓的基准旋入深度 $L_0 = [t_1, c_1, t_2, c_2, \dots, c_n, t_n]^T$. 在滤波器调试中, n 个调整螺栓相对基准 L_0 旋转了 $\Delta D = [\Delta d_1, \Delta d_2, \dots, \Delta d_n]^T$ 圈. 根据螺栓的螺距 R ,可以得到螺栓的旋入深度发生了 $\Delta L = \Delta D^T R$ 的变化,这相当于滤波器的结构发生了改变,从而导致耦合矩阵产生了 ΔM 变化. 由于螺栓调整量对耦合矩阵的影响比较复杂^[14],不妨假设它们存在映射关系:

$$\Delta M = f(\Delta D) \quad (1)$$

由滤波器的综合理论^[7,8,10],耦合矩阵 M 为:

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1n} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ m_{n1} & m_{n2} & \cdots & m_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 $m_{ij} = m_{ji}$, 非零元素 m_{ij} 表示谐振器 i 和谐振器 j 之间的互相耦合值. m_{ii} 表示谐振器 i 的自耦合值. 如果获得了式(1),那么在滤波器调试中,当螺栓调整量为 ΔD 时,对应的实际耦合矩阵为:

$$M = M_0 + \Delta M \quad (3)$$

在上面的叙述中,关键的问题是建立影响关系,即式(1). 本文提出了使用机器学习算法建立其复杂的影

响关系模型.

2.2 数据获取与预处理

为了得到该机器学习模型,数据样本集应当通过滤波器的离线实验获得. 针对一类滤波器,根据调试需要,首先指定参考基准,并得到此时螺栓的基准旋入深度 L_0 和对应的基准耦合矩阵 M_0 . 然后,在这个基准上,使用均匀实验设计方法^[20]设计实验,每次改变调整量 ΔD ,并通过矢量网络分析仪获得滤波器的 S 数. 在实验中,规定螺栓相对基准顺时针旋转的圈数为正值,反则为负. 在每次实验时,从矢网测量 S 参数数据,再把螺栓复位到基准,重新开始下一次的实验.

根据耦合矩阵抽取原理^[14,15]以及微波设计软件 ADS,通过对测量的 N 个 S 参数数据抽取,获得数据样本 $\Omega = \{(\Delta D_i, M_i), i = 1, 2, \dots, N\}$. 相对于基准,耦合矩阵的变化量为:

$$\Delta M_i = M_i - M_0 \quad (4)$$

经过上述计算后,样本集 Ω 可以重新表示为 $Z = \{(\Delta D_i, \Delta M_i), i = 1, 2, \dots, N\}$. 为了保证建模的准确性,用线性尺度归一化方法对数据 Z 处理,得到了样本集合 $\bar{Z} = \{(\Delta \bar{D}_i, \Delta \bar{M}_i), i = 1, 2, \dots, N\}$,其中 $\Delta \bar{D} \in R^n$ 和 $\Delta \bar{M} \in R^m$ 分别表示归一化后的螺栓调整量和耦合矩阵变化量.

2.3 机器学习模型的建立

在数据集 \bar{Z} 中,螺栓调整量和耦合矩阵中各单元的变化量属于多输入对多输出的关系,而最小二乘支持向量回归^[17]只能建立多输入对单输出的模型. 为此,首先分别建立螺栓调整量 $\Delta \bar{D}$ 对耦合矩阵 $\Delta \bar{M}$ 中各个单元 $\Delta \bar{m}_{ij}$ 的元模型,然后,对所有元模型进行组合,便得到了螺栓调整量对耦合矩阵变化量影响的模型(如图2).

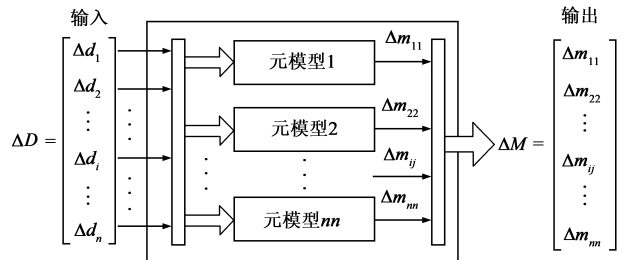


图2 螺栓调整量对耦合矩阵影响的元模型组合

针对第 ij 个元模型,使用集合 \bar{Z} 中的第 ij 个数据样本子集 $Y = \{(\Delta \bar{D}_k, \Delta \bar{m}_{ij}^k), k = 1, 2, \dots, N\}$ 建立元模型. 集合中 Y 中输入数据为 $\Delta \bar{D} \in R^n$,输出数据为 $\Delta \bar{m}_{ij} \in R$, k 是实验样本次数. 使用非线性映射函数 $\varphi(\cdot)$,构建下面的支持向量回归模型^[17]:

$$\Delta m_{ij} = \omega_{ij}^T \varphi(\Delta D) + b_{ij} \quad (5)$$

式中 ω_{ij} 是权重向量, b_{ij} 是偏置项. 根据核机器学习原

理^[17~19],上述问题可转化为下面的优化:

$$\begin{aligned} \text{Min: } J(\boldsymbol{\omega}_{ij}, b_{ij}) &= \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}_{ij}\|^2 + \frac{1}{2} C_{ij} \sum_{k=1}^N (e_{ij}^k)^2 \\ \text{s.t. } \Delta m_{ij}^k &= \boldsymbol{\omega}_{ij}^T \boldsymbol{\varphi}(\Delta \mathbf{D}_k) + b_{ij}^k + e_{ij}^k, \forall k=1, \dots, N \end{aligned} \quad (6)$$

式中 e_{ij}^k 是模型训练误差, $C_{ij} \geq 0$ 是模型拟合精度和模型复杂度的折衷. 在其它参数取值一定的情况下, C_{ij} 取值越大, 模型训练误差 e_{ij}^k 越小, 模型越复杂; 反之相反. 求解该问题, 得到元模型:

$$\Delta m_{ij} = \sum_{k=1}^N \alpha_{ij}^k K(\Delta \mathbf{D}, \Delta \mathbf{D}_k) + b_{ij} \quad (7)$$

式中 $K(\Delta \mathbf{D}, \Delta \mathbf{D}_k) = \boldsymbol{\varphi}(\Delta \mathbf{D}_k) \cdot \boldsymbol{\varphi}(\Delta \mathbf{D})$ 表示核函数, 它是非线性映射函数 $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$ 在高维特征空间中的内积, 核函数的使用避免了直接寻找非线性映射函数 $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$ 的困难. 文献[18]给出了小波核函数的存在性原理, 为了提高元模型的准确性, 以墨西哥草帽小波函数为母小波, 构建了下面的平移不变小波核函数^[18]:

$$K(\Delta \mathbf{D}, \Delta \mathbf{D}_k) = \prod_{h=1}^n \left(1 - \frac{\|\Delta \mathbf{D} - \Delta \mathbf{D}_k^h\|^2}{\sigma^2} \right) \exp\left(-\frac{\|\Delta \mathbf{D} - \Delta \mathbf{D}_k^h\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (8)$$

式中 $\Delta \mathbf{D}_k^h$ 表示第 k 个数据样本的第 h 个分量. 相对于其它核函数, 该小波核函数表达简单、参数较少和比较容易地建立比较复杂的规律.

分别使用小波核最小二乘支持向量回归建立各个元模型, 并按照图 2 对其进行组合, 最终获得螺栓调整量对耦合矩阵变化量影响的模型:

$$\Delta \mathbf{M} = \mathbf{A}^T \mathbf{K}(\Delta \mathbf{D}, \Delta \mathbf{D}_k) + \mathbf{b} \quad (9)$$

式中参数 $\mathbf{A} = [\alpha_{11}, \alpha_{22}, \dots, \alpha_{mn}]^T$ 和 $\mathbf{b} = [b_{11}, b_{22}, \dots, b_{mn}]^T$ 由上述各个元模型学习后获得的参数组合得到.

3 辅助调试方法

根据上述建立的核机器学习模型, 提出了一种失谐滤波器的辅助调试方法, 其基本流程如图 3.

该调试方法的基本思想是首先找到逼近当前失谐状态 $S_{11}^m(f_i)$ 和 $S_{21}^m(f_i)$ 的最优机器学习模型 $S_{21}(f_i)$ 和 $S_{11}(f_i)$, 以及所对应的螺栓失谐旋入深度 L_1 . 然后求出

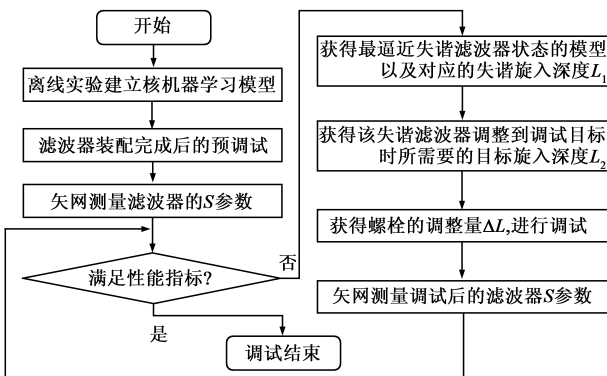


图3 滤波器辅助调试流程

该机器学习模型 $S_{21}(f_i)$ 和 $S_{11}(f_i)$ 调整到调试目标 $S_{11}^m(f_i)$ 和 $S_{21}^m(f_i)$ 时, 所需要的螺栓目标旋入深度 L_2 . 最后, 根据 $\Delta L = L_2 - L_1$, 获得当前处于失谐状态的滤波器各个螺栓的调整量 ΔL .

3.1 螺栓调整量与电性能的关系

在上述辅助调试方法中, 需要建立螺栓调整量与滤波器电性能之间的关系. 根据式(9)所建立的核机器学习模型, 通过对耦合矩阵进行修正, 可以获得调整量与滤波器电性能之间的关系:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \frac{f_0}{BW} \left(\frac{f}{f_0} - \frac{f_0}{f} \right) \mathbf{I} - \mathbf{jR} + \mathbf{M}_0 + \Delta \mathbf{M} \\ S_{21}(f) &= -2\mathbf{j} \sqrt{R_1 R_2} [\mathbf{A}^{-1}]_{n1} \\ S_{11}(f) &= 1 + 2\mathbf{j} \sqrt{R_1} [\mathbf{A}^{-1}]_{11} \end{aligned} \quad (10)$$

式中 \mathbf{M} 是考虑螺栓调整量影响后的实际耦合矩阵, $\Delta \mathbf{M}$ 表示由于螺栓调整量的影响所导致的耦合矩阵变化量. \mathbf{A} 是一个中间变量矩阵. \mathbf{I} 是单位矩阵. BW 表示滤波器的带宽. f_0 表示滤波器的中心频率. 在矩阵 \mathbf{R} 中, 除了 $R_{11} = R_1$, $R_{mm} = R_2$, $R_{ii} = \frac{f_0}{BW \cdot Q}$ ($1 < i < n$), 其它单元都是零, 其中, Q 表示无载品质因数, R_1 和 R_2 是源阻抗和负载阻抗. $S_{21}(f)$ 和 $S_{11}(f)$ 分别表示滤波器的传输系数和反射系数.

3.2 螺栓调整量的确定

在建立了调整量 $\Delta \mathbf{D}$ 与电性能 $S_{21}(f)$ 和 $S_{11}(f)$ 的关系基础上, 根据矢网测量的当前失谐电性能 $S_{21}^m(f_i)$ 和 $S_{11}^m(f_i)$, 构建下面的优化模型:

$$\begin{aligned} \text{Find: } & \Delta \mathbf{D}_1 \\ \text{Min: } & \sum_{f_i=sf}^{ef} [(S_{21}^m(f_i) - S_{21}(f_i))^2 + (S_{11}^m(f_i) - S_{11}(f_i))^2] \\ \text{s.t. } & \Delta \mathbf{D}_1^L \leq \Delta \mathbf{D}_1 \leq \Delta \mathbf{D}_1^U \end{aligned} \quad (11)$$

式中 $\Delta \mathbf{D}_1^L$ 和 $\Delta \mathbf{D}_1^U$ 分别表示滤波器调整螺栓变化量下界和上界, $S_{21}^m(f_i)$ 和 $S_{11}^m(f_i)$ 分别表示矢网测量得到的第 f_i 个频率点传输参数和反射参数, $S_{21}(f_i)$ 和 $S_{11}(f_i)$ 分别表示利用式(10)模型计算得到的第 f_i 个频率点传输参数和反射参数, sf 和 ef 分别表示对滤波器工作频率进行抽样得到的起始频率点和结束频率点.

求解公式(11), 可以获得逼近当前处于失谐状态的滤波器机器学习模型 $S_{21}(f)$ 和 $S_{11}(f)$, 以及在该失谐状态时, 滤波器的各个调整螺栓的实际旋入深度 $L_1 = L_0 + \Delta \mathbf{D}_1$.

为了求出当前该失谐状态的螺栓调整量, 需要使上述得到的滤波器机器学习模型 $S_{21}(f)$ 和 $S_{11}(f)$ 调整到预先设定的调试目标. 在调整到了调试目标时, 该机器学习模型对应的螺栓实际旋入深度为 $L_2 = L_0 + \Delta \mathbf{D}_2$. 因此, 根据预先设定的目标 $S_{21}^m(f_i)$ 和 $S_{11}^m(f_i)$, 构

建第二个优化问题:

Find: ΔD_2

$$\text{Min: } \sum_{f_i = f'}^{f''} [(S_{21}(f_i) - S_{21}^t(f_i))^2 + (S_{11}(f_i) - S_{11}^t(f_i))^2]$$

$$\text{s.t. } \Delta D_2^L \leq \Delta D_2 \leq \Delta D_2^U \quad (12)$$

式中 $S_{21}(f_i)$ 和 $S_{11}(f_i)$ 分别表示在第 f_i 个频率点利用上述得到的反映当前失谐状态的机器学习模型计算得到的传输参数和反射参数, ΔD_2^L 和 ΔD_2^U 分别为调整螺栓变化量的下界和上界。

根据上述得到的处于失谐状态时的螺栓旋入深度 L_1 以及调整到调试目标时的螺栓旋入深度 L_2 , 可得到滤波器各个螺栓的调整量 ΔD :

$$\Delta D = L_2 - L_1 = \Delta D_2 - \Delta D_1 \quad (13)$$

4 实验结果

为了验证核机器学习辅助调试方法的有效性, 以某四腔螺旋滤波器为例进行实验(如图 4). 该滤波器的设计指标为中心频率 f_0 为 397.7MHz, 带宽为 8.31MHz, 带内回波损耗为 20dB.

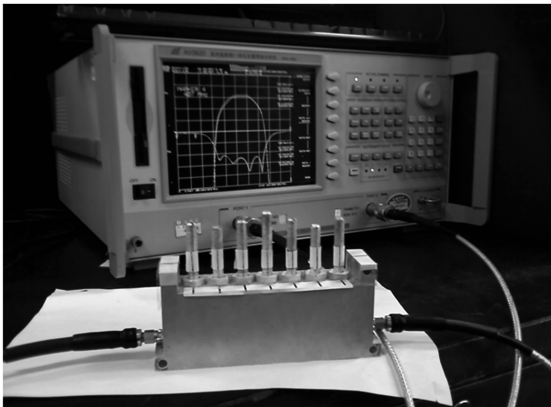


图4 滤波器辅助调试实验系统

由图 4 的滤波器拓补结构, 得到其耦合矩阵为:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & 0 & 0 \\ m_{12} & m_{22} & m_{23} & 0 \\ 0 & m_{23} & m_{33} & m_{34} \\ 0 & 0 & m_{34} & m_{44} \end{bmatrix} \quad (14)$$

根据滤波器的电性能指标, 使用耦合矩阵综合方法, 得到设计的 $R_1 = R_2 = 1.0352$, 耦合矩阵 \mathbf{M} 中除了 $m_{12} = 0.9211$, $m_{23} = 0.6999$, $m_{34} = 0.9211$, 其它单元均为零. 为了应用该辅助调试方法, 首先应当通过离线实验, 建立该种类型的滤波器螺栓调整量和耦合矩阵变化量之间关系的核机器学习模型. 在获得数据样本的实验过程中, 本文使用的基准耦合矩阵 \mathbf{M}_0 中的各单元分别为 $m_{11} = -0.0355$, $m_{22} = -0.0263$, $m_{33} = -0.0089$, $m_{44} = 0.0034$, $m_{12} = 0.969$, $m_{23} = 0.7177$, $m_{34} = 0.9043$.

应用前面给出的数据获取方法, 通过实验得到了 50 个螺栓调整量与耦合矩阵对应的数据样本集. 根据预处理后的数据样本集 \bar{Z} , 可以建立螺栓调整量和耦合矩阵变化量之间的核机器学习模型. 由于耦合矩阵对电性能的影响非常敏感, 为了获得准确的模型, 使用了小波核最小二乘支持向量回归 (LSWSVR) 与传统的机器学习算法, 如 RBF 核最小二乘支持向量回归 (LSSVR) 和 BP 神经网络分别进行建模. 在建模中, 采用了广泛使用的 10 倍交叉验证方法选择最小二乘支持向量回归参数和 BP 神经网络的结构.

应用建立的核机器学习模型, 又做了 5 次实验来检验模型, 并且平均绝对值误差 AAE 与最大绝对值误差 MAE 来评估模型的准确性:

$$AAE = N^{-1} \sum_{k=1}^N |(\Delta m_{ij}^k - \hat{\Delta m}_{ij}^k)| \quad (15)$$

$$MAE = \max(|\Delta m_{ij}^1 - \hat{\Delta m}_{ij}^1|, \dots, |\Delta m_{ij}^N - \hat{\Delta m}_{ij}^N|) \quad (16)$$

式中 Δm_{ij}^k 表示第 k 次测量得到的耦合矩阵中第 ij 单元变化量值; $\hat{\Delta m}_{ij}^k$ 是第 k 个样本通过第 ij 个元模型计算得到的数值, N 表示实验次数.

表 1 给出了三种建模方法分别使用 5 个检验样本计算得到的 AAE 和 MAE 结果. 从表中可以看到: LSWSVR 比 RBF 核的 LSSVR 的准确度和泛化性较高, 而 BP 网络的泛化性能较差.

表 1 模型检验误差对比

	平均绝对值误差 AAE			最大绝对值误差 MAE		
	BP	LSSVR	LSWSVR	BP	LSSVR	LSWSVR
Δm_{11}	0.0548	0.0217	0.0215	0.1325	0.0402	0.0393
Δm_{22}	0.0948	0.0269	0.0267	0.1946	0.068	0.0425
Δm_{33}	0.0956	0.0425	0.0347	0.2566	0.0746	0.0464
Δm_{44}	0.1215	0.0412	0.0221	0.1534	0.0792	0.0293
Δm_{12}	0.0193	0.0139	0.0071	0.0353	0.0275	0.0143
Δm_{23}	0.0453	0.0298	0.0091	0.0819	0.0737	0.0219
Δm_{34}	0.0640	0.0149	0.0133	0.1989	0.0289	0.0220

根据表 1 的结果, 本文的辅助调试方法使用了小波核最小二乘支持向量回归 (LSWSVR) 建立的核机器学习模型和式建立的滤波器螺栓调整量与电性能的关系模型. 根据图 3 给出的调试方法, 如果滤波器当前的失谐状态和调试目标已知, 就可以得到失谐滤波器的螺栓调整量. 为了验证该辅助调试方法的有效性, 我们使用了两种处于失谐状态的滤波器进行实验.

图 5 和图 6 分别给出了滤波器处于大失谐和小失谐两种状态时, 应用提出的辅助调试方法得到的螺栓调整量与电性能对比结果. 在这两个图中, 调试前曲线给出了待调试滤波器的失谐状态 $S_{21}^n(f_i)$ 和 $S_{11}^n(f_i)$, 调试目标给出了预先设定的目标 $S_{21}^t(f_i)$ 和 $S_{11}^t(f_i)$, 调试后曲线给出了应用该调试方法后, 通过一步手工调试

所得到的滤波器响应测量结果。

在图 5 中,通过应用该调试方法可以得到当前大失谐状态时的螺栓调整量,如图 5(a)。图 5(b)~(d)分别给出了该滤波器的电性能插入损耗、回波损耗和群时延的对比结果。同样,图 6 给出了滤波器处于小失谐状态时,使用该调试方法得到的螺栓调整量以及滤波器在调试前、调试后和预先指定的调试目标的电性能对比结果。

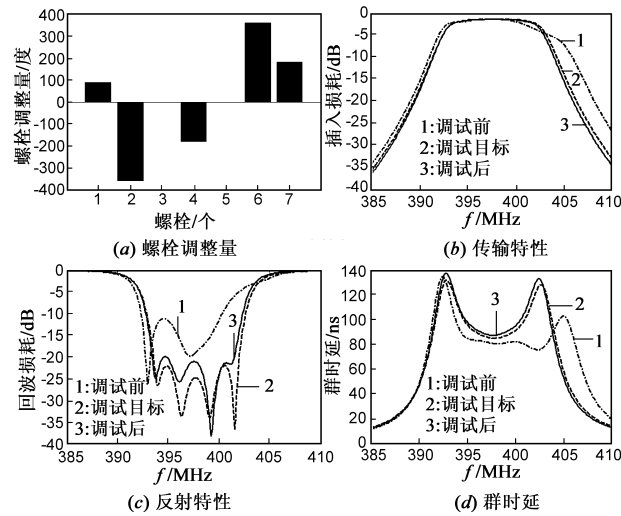


图5 大失谐滤波器调整量与性能对比

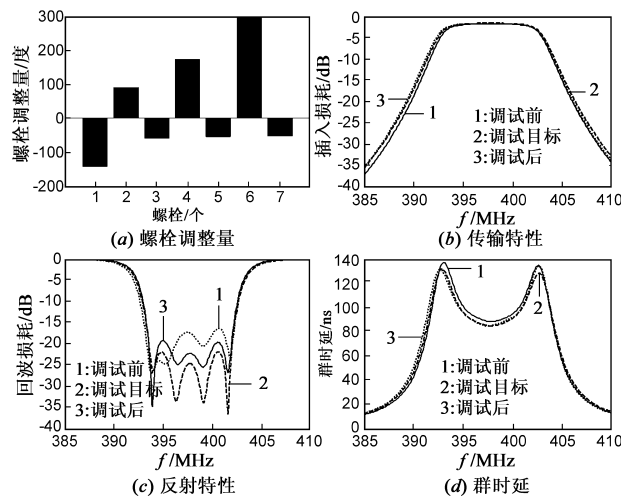


图6 小失谐滤波器调整量与性能对比

从这两种失谐滤波器的调试结果可以看到:该方法不仅适合小失谐情况的调试,也适合大失谐情况时滤波器的调试。根据该辅助调试方法得到的调整量,可以辅助工程人员快速地完成调试工作,并且只需要一步调试就可以把电性能调整到期望的结果,基本满足了滤波器的设计指标要求,能够克服工程中需要经验丰富的调试人员、盲目调试以及调试周期过长的弊端,显著地提高了调试效率。随着工程中调试经验数据的不断积累,这种辅助调试方法的效果会更好。

5 结束语

(1)使用核机器学习算法建立了滤波器螺栓调整量与电性能之间的模型,该模型可以集成工程中滤波器调试人员的经验知识。

(2)根据建立的核机器学习模型,使用优化技术构建了滤波器的辅助调试方法,并用实验验证了该方法的有效性。

(3)该方法比较适用于工程中批量生产的腔体滤波器的辅助调试,能够提高调试效率。该方法对其它微波器件的辅助调试的开发也有推广价值。

致谢 中国电子科技集团公司第10研究所王勇副总工程师和王一凡工程师在滤波器实验数据测量与处理提供的帮助与指导。

参考文献:

- [1] R V Snyder. Practical aspects of microwave filter development [J]. IEEE Microwave Magazine, 2007, 8(2): 42-54.
- [2] 苏涛,梁昌洪,谢拥军. 广义 Chebyshev 最优滤波器设计 [J]. 电子学报, 2003, 31(12): 2018-2020.
Su Tao, Liang Chang-hong, Xie Yong-jun. Optimization filter design with general chebyshev functions [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12): 2018-2020. (in Chinese)
- [3] A Lindner, E Biebl. A manual tuning method for coupled cavity filters [A]. Proceedings of the 36th European Microwave Conference [C]. Piscataway: IEEE, 2007. 1340-1342.
- [4] 张秀华,雷建华. 微波滤波器计算机辅助调试的发展现状及趋势 [J]. 信息与电子工程, 2007, 5(10): 395-399.
Zhang Xou-hua, Lei Jian-hua. Current status and developing tendency for computer-aided tuning of microwave filters [J]. Information and Electronic Engineering, 2007, 5(10): 395-399. (in Chinese)
- [5] A R Mirzai, C F N Cowan, T M Crawford. Intelligent alignment of waveguide filters using a machine learning approach [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Technique, 1989, 37(1): 166-173.
- [6] C Tomasz, M Jerzy. Heuristic methods for automated microwave filter tuning [A]. 17th International Conference on Microwaves, Radar and Wireless Communications [C]. Piscataway: IEEE, 2008. 463-469.
- [7] B H Clark. The coupling matrix in low-pass prototype filters [J]. IEEE Microwave Magazine, 2007, 8(2): 70-76.
- [8] V Mirafab, M Yu. Generalized lossy microwave filter coupling matrix synthesis and design using mixed technologies [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2008, 56(12): 3016-3027.
- [9] K Masoud, S N Safieddin, K C Sujeet, et al. Computer diagnosis and tuning of rf and microwave filters using model-based parameter estimation [J]. IEEE Transactions on Circuits and

Systems, 2002, 49(9): 1263-1270.

- [10] V MirafTab, R R Mansour. Computer-aided tuning of microwave filters using fuzzy logic [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Technique, 2004, 50(12): 2781-2788.
- [11] H T Hsu, H W Yao, K A Zaki, et al. Computer-aided diagnosis and tuning of cascaded coupled resonators filters [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Technique, 2002, 50(4): 1137-1145.
- [12] 李胜先, 吴须大, 傅君眉. 一种微波滤波器机辅调试的新方法[J]. 空间电子技术, 2004, 1(2): 4-10.
Li Sheng-xian, Wu Xu-da, Fu Jun-mei. A new computer-aided tuning method for microwave filters [J]. Space Electronic Technology, 2004, 1(2): 4-10. (in Chinese)
- [13] 韩应宾, 赵永久, 路宏敏. 微波滤波器的耦合矩阵诊断调试法[J]. 西安电子科技大学学报, 2008, 35(4): 703-705.
Han Ying-bin, Zhao Rong-qiu, Lu Hong-min. Coupling matrix method for diagnosis and tuning of microwave filters[J]. Journal of Xidian University, 2008, 35(4): 703-705. (in Chinese)
- [14] P Harscher, R Vahldieck. Automated computer controlled tuning of waveguide filters using adaptive network models [J]. IEEE Transaction on Microwave Theory and Techniques, 2001, 49(11): 2125-2130.
- [15] P Harscher, R Vahldieck, S Amari. Automated filter tuning using generalized low-pass prototype networks and gradient-based parameter extraction [J]. IEEE Transaction on Microwave Theory and Techniques, 2001, 49(12): 2532-2538.
- [16] J Izydorczyk, J Chojcan. Tuning of coupled resonator lc filter aided by spice sensitivity analysis [A]. Proceedings of IEEE Region 8 International Conference on Computational Technologies in Electrical and Electronics Engineering [C]. Piscataway: IEEE, 2008. 331-336.
- [17] J A K Suykens, T V Gestel, J D Brabanter. Least Squares Support Vector Machines [M]. Singapore: World Scientific Publishing Co Pte Ltd, 2003. 125-155.
- [18] L Zhang, W D Zhou, L C Jiao. Wavelet support vector machine [J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics, 2004, 34(1): 34-39.
- [19] G Angiulli, M Cacciola, M Versaci. Microwave devices and antennas modeling by support vector regression machines [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2007, 43(4): 1589-1592.
- [20] K T Fang, Uniform Design Method and Uniform Design Tables [M]. Beijing: Science Press, 1988. 80-120.

作者简介:



周金柱 男, 1979 年出生于河南省确山县. 现为西安电子科技大学博士研究生, 主要研究方向为滤波器调试、支持向量机和天线伺服系统等.

E-mail: xidian_jzzhou@126.com.



张福顺 男, 1960 年 10 月生于西安, 博士, 教授, 博士生导师, 中国电子学会会士. 主要研究方向为电子装备的机电耦合理论、天线和微波理论与工程测量等. 发表学术论文 50 余篇.



黄进 男, 1968 年 3 月出生于西安, 博士, 教授, 中国电子学会高级会员. 现为教育部电子装备结构设计重点实验室主任. 主要研究方向为天线伺服系统和滤波器调试等.



唐波 男, 1996 年毕业于成都电子科技大学电磁场与微波技术专业. 现任职于中国电子科技集团公司第十研究所. 主要从事微波滤波器、定向耦合器和天线馈电网络的研究与开发.



熊长武 男, 1975 出生于重庆万州, 硕士, 高级工程师, 现任职于中国电子科技集团公司第十研究所, 主要从事航空电子设备研制工作.

