

基于支持向量回归的腔体滤波器机电耦合建模与优化

周金柱^① 黄 进^① 薛 欣^②

^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 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 西安 710071)

摘 要: 为了提高装配后的滤波器电性能和成品率, 该文提出了一种基于支持向量回归的腔体滤波器机电耦合建模和优化方法。该方法根据工程中积累的经验数据, 首先应用改进的多核线性规划支持向量回归算法建立了制造精度对滤波器电性能影响的机电耦合模型, 然后应用此模型优化了滤波器的制造精度, 从而获得了最优的机械结构尺寸。实际滤波器的实验结果验证了该方法的有效性。该方法可用于批量生产的腔体滤波器的计算机辅助制造系统中。

关键词: 腔体滤波器; 机电耦合; 线性规划支持向量回归; 多核

中图分类号: TP181

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)11-2780-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00196

Modeling and Optimization for Electromechanical Coupling of Cavity Filters Based on Support Vector Regression

Zhou Jin-zhu^① Huang Jin^① Xue Xin^②

^①(Key Laboratory of Electronic Equipment Structure Design of Ministry of Education, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(National Key Laboratory of Antenna and Microwave Technique, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A modeling and optimization method for electromechanical coupling of cavity filters is proposed to improve the electrical performance and yield rate of assembled filters. In the method, a coupling model that can reveal the effect of manufacturing precision on electrical performance of cavity filters is developed by an improved multi-kernel linear programming support vector regression, according to some data from the manufacturing process of filters. Then, the manufacturing precision is optimized by using the coupling model, and the optimal mechanical structure is obtained. Some experiments from a practical filter have been carried out, and the results confirm the effectiveness of the proposed approach. The approach is particularly suitable to the computer-aided manufacturing of volume-producing filters.

Key words: Cavity filters; Electromechanical coupling; Linear Programming Support Vector Regression (LPSVR); Multi-kernel

1 引言

腔体滤波器是一种依靠机械结构实现电性能的微波器件, 其机械结构和电性能之间存在着机电耦合问题。在实际的制造中, 由于其电性能易受到机械结构的加工精度、装配精度和表面粗糙度等制造精度的影响, 导致了滤波器在装配后通常需要费时、费力的调试工作^[1]。

在现有的文献中, 为了补偿制造精度对滤波器电性能的影响, 一些研究提出了各种调试方法, 如基于调整螺栓灵敏度线性化的方法^[2], 基于模糊控制

的方法^[3]和基于机器学习的方法^[4,5]等。这些方法可以辅助经验不丰富的人员开展调试工作, 提高滤波器的调试效率。然而, 在实际应用中, 这些方法的有效性取决于滤波器一次装配后的电性能。装配后的电性能越接近设计的指标, 上述调试方法越有效。为了提高装配后的滤波器电性能和调试效率, 本文根据工程中的经验数据, 提出了一种基于支持向量回归的腔体滤波器机电耦合建模和优化方法, 从而修正了现有的机械结构, 可以提高滤波器装配后的电性能。

线性规划支持向量回归(LPSVR)是一种使用线性规划求解的机器学习算法, 它不同于使用二次规划求解的二次规划支持向量回归算法(QPSVR)。LPSVR比QPSVR具有更好的模型稀疏性、求解简单以及能够使用更一般性的核函数^[6,7]。在腔体滤波

2011-03-10 收到, 2011-07-08 收回

国家 973 计划项目(61358), 国家自然科学基金(10433020)和中央高校基本科研业务费(JY10000904019)资助课题

*通信作者: 周金柱 xidian_jzzhou@126.com

器的机电耦合建模中,为了提高实测数据较少下的建模准确性,本文在现有LPSVR算法的基础上,通过集成多核和来自仿真模型的先验知识数据,给出了一种多核线性规划支持向量回归算法。

2 问题的描述

腔体滤波器通常由几个谐振腔体和调整螺栓等结构组成。在设计时,根据预先指定的指标,使用滤波器的综合方法可以得到电路模型中的理想耦合矩阵 M_0 和对应的理想结构尺寸 $X_0 = [x_1, x_2, \dots, x_d]^T$ 。然而,由于实际制造中加工和装配精度的影响,使得理想结构尺寸变化了 ΔX ,这会导致实际耦合矩阵相对于理想耦合矩阵 M_0 发生了变化 ΔM ,从而使得电性能可能不满足期望的指标。由于制造精度会影响耦合矩阵,不妨假设它们存在下面的映射关系:

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

使用式(1)修正电路模型中的耦合矩阵,然后利用耦合矩阵与滤波器电性能之间的数学关系^[4,5],进而可以获得机械结构与滤波器电性能之间的机电耦合模型:

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

式中 BW 、 f_0 和 f 分别表示滤波器的期望带宽、中心频率和工作频率。 n 表示滤波器的级数, \mathbf{I} 是单位矩阵, j 表示虚数单位。 $S_{21}(f)$ 和 $S_{11}(f)$ 分别表示滤波器电性能的传输特性和反射特性。在矩阵 \mathbf{R} 中,除了主对角线 $R_{11} = R_1$, $R_{nn} = R_2$, $R_{ii} = f_0/(BW \cdot Q)$ ($1 < i < n$), 其它单元都是零,其中 Q 表示无载品质因数, R_1 和 R_2 表示滤波器的源阻抗和负载阻抗。

联合式(1)和式(2),可以获得制造精度对滤波器电性能影响的机电耦合模型。在这个模型中,关键是建立映射式(1),本文利用下面给出的改进支持向量回归算法来建立该映射。

3 改进的线性规划支持向量回归

已知样本 $S = \{(\mathbf{x}_i, y_i), \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d, y_i \in \mathbf{R}, i = 1, \dots, N\}$, 应用 LPSVR 算法^[6,7], 可得到回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i^+ - \alpha_i^-) k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (3)$$

在实际工程中,由于实验测量的花费高,通常只能获得有限量的实测数据,这会导致支持向量回

归建模的不准确。为此,本文在现有 LPSVR 算法基础上给出一个改进的算法。

首先,根据多尺度支持向量机的原理^[8],把现有的单核 LPSVR 算法推广到多核 LPSVR 中。在多核 LPSVR 算法中,其回归函数可以表示为

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{r=1}^L \sum_{i=1}^N (\alpha_{ri}^+ - \alpha_{ri}^-) k_r(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (4)$$

式中 L 表示核函数个数, $k_r(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 表示第 r 个核函数,参数 α_{ri}^+ 、 α_{ri}^- 和 b 由优化问题求解。

然后,通过修改优化问题的表述,把来自工程中存在偏差的仿真模型数据集成到支持向量回归的学习框架中。为了方便描述,假设利用仿真模型获得了 N_k 个先验知识数据样本 $P = \{(\mathbf{z}_p^k, y_p^k), \mathbf{z}_p^k \in \mathbf{R}^d, y_p^k \in \mathbf{R}, p = 1, 2, \dots, N_k\}$ 。显然,在仿真模型中,这些数据会满足等式:

$$f(\mathbf{z}_p^k) = y_p^k, \quad p = 1, 2, \dots, N_k \quad (5)$$

式(5)可以直接以等式添加到 LPSVR 优化问题的约束中以表示先验知识。然而,直接添加等式约束可能导致回归模型会准确地拟合这些与实测结果具有偏差的先验知识数据。另外,由于需要同时满足所有这些等式约束,可能导致优化问题具有不可行解^[9,10]。为此,通过引入松弛变量 u_p ,把先验知识数据与实测结果的误差限制在预先指定的误差 ε_p 范围内:

$$|y_p^k - f(\mathbf{z}_p^k)| \leq u_p + \varepsilon_p, \quad p = 1, 2, \dots, N_k \quad (6)$$

为了控制松弛变量 u_p 对回归函数的影响,利用 ε 不敏感损失函数^[6,7],把误差 u_p 的 l_1 范数添加到 LPSVR 优化问题的目标函数中,并把先验知识以不等式约束式(6)的形式添加到优化问题的约束中。因此,在现有 LPSVR 算法的基础上,通过修改优化问题,形成了集成先验知识的多核线性规划支持向量回归算法(MKPLPSVR),它使用下面的优化问题求解:

$$\left. \begin{aligned} \text{Min: } & \sum_{r=1}^L C_r \sum_{i=1}^N (\alpha_{ri}^+ + \alpha_{ri}^-) + 2C \sum_{i=1}^N \xi_i + \lambda \sum_{p=1}^{N_k} u_p \\ & \left[\begin{aligned} & y_i - \sum_{r=1}^L \sum_{j=1}^N (\alpha_{rj}^+ - \alpha_{rj}^-) k_r(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ & \sum_{r=1}^L \sum_{j=1}^N (\alpha_{rj}^+ - \alpha_{rj}^-) k_r(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ & y_p^k - \sum_{r=1}^L \sum_{j=1}^N (\alpha_{rj}^+ - \alpha_{rj}^-) k_r(\mathbf{z}_p^k, \mathbf{x}_j) - b \leq \varepsilon_p + u_p \\ & \sum_{r=1}^L \sum_{j=1}^N (\alpha_{rj}^+ - \alpha_{rj}^-) k_r(\mathbf{z}_p^k, \mathbf{x}_j) + b - y_p^k \leq \varepsilon_p + u_p \\ & \alpha_{rj}^+ \geq 0, \alpha_{rj}^- \geq 0 \quad (\forall i = 1, 2, \dots, N) \\ & \xi_i \geq 0, u_p \geq 0 \quad (\forall p = 1, 2, \dots, N_k) \end{aligned} \right\} \quad (7) \end{aligned}$$

式中 C 表示训练误差最小化与泛化能力最大化的折

中常数, ξ_i 表示松弛变量, 折中常数 λ 调整先验知识对模型的影响程度。常数 C_r 的取值与对应核函数的核参数有关, 可以选择 C_r 等于核参数的倒数^[8]。其它参数与前面给出的介绍相同。

预先选择核函数的类型、个数以及 C , λ , ε 等参数, 求解后可以得到回归函数式(4)。

4 支持向量建模与优化

已知收集的滤波器数据样本 $S = \{(\Delta X, \Delta M), \Delta X \in \mathbb{R}^{N \times d}, \Delta M \in \mathbb{R}^{N \times m}\}$ 。根据该样本, 应用 MKPLPSVR 算法建立映射式(1), 并且, 在建模中使用元模型来解决多输入多输出的数据建模问题^[4,5]。针对第 ij 个元模型, 首先使用 MKPLPSVR 算法, 那么可以获得其元模型为

$$\Delta m_{ij} = \sum_{r=1}^L \sum_{i=1}^N \alpha_{ri} k_r(\Delta X, \Delta X_i) + b_{ij} \quad (8)$$

然后, 根据滤波器的耦合矩阵形成, 组合所有的元模型获得映射式(1), 它可以表示为

$$\Delta M = \sum_{r=1}^L A_r \cdot K_r(\Delta X, \Delta X^T)^T + b \quad (9)$$

式中耦合矩阵 $\Delta M = [\Delta m_{11}, \dots, \Delta m_{ij}, \dots, \Delta m_{mm}]^T$ 由其各个单元组成。 A_r 表示第 r 个核函数对应的系数矩阵, 其各个单元由元模型得到的系数 α_{ri} 组成。偏置向量 $b = [b_{11}, \dots, b_{ij}, \dots, b_{mm}]^T$ 也由元模型求解后获得的系数组成。 $K_r(\Delta X, \Delta X^T)$ 是由使用的各个核函数 $k_r(\Delta X, \Delta X_i)$ 组成的矩阵。

联合式(9)和式(2), 就建立了制造精度对滤波器电性能影响的机电耦合模型。最后, 利用该模型构建了电性能最优情况下确定制造精度的方法, 该方法描述如下:

$$\begin{aligned} \text{Min: } & \|S_{21}(f) - S_{21}^*(f)\|_2 + \|S_{11}(f) - S_{11}^*(f)\|_2 \\ \text{s.t. } & \Delta X_L \leq \Delta X \leq \Delta X_U \end{aligned} \quad (10)$$

式中 ΔX_U 和 ΔX_L 分别表示允许的制造精度上下限, $S_{21}^*(f)$ 和 $S_{11}^*(f)$ 表示预先设定的最优电性能目标, $S_{21}(f)$ 和 $S_{11}(f)$ 是利用机电耦合模型计算得到的电性能。

求解上述优化问题, 可以获得在电性能最优下的制造精度 ΔX 。然后, 根据滤波器综合时得到的理想结构尺寸 X_0 , 可得到修正后的实际结构尺寸为

$$X = X_0 + \Delta X \quad (11)$$

通过修正现有的机械结构尺寸, 可以获得将来制造同样滤波器时所需的结构, 并且其电性能将会比较接近期望的性能, 从而提高了一次装配后的滤波器电性能, 减少了后续调试量。

5 实验验证

本节使用工程中的某腔体滤波器来验证上面的

方法。图1给出了该滤波器的结构, 图中标识了主要的机械结构参数。该滤波器的设计指标如下: 在中心频率 790 MHz 工作时, 其带宽为 25 MHz, 无载 Q 值为 2000, 带内回波损耗 >18 dB, 插入损耗 <1.2 dB。

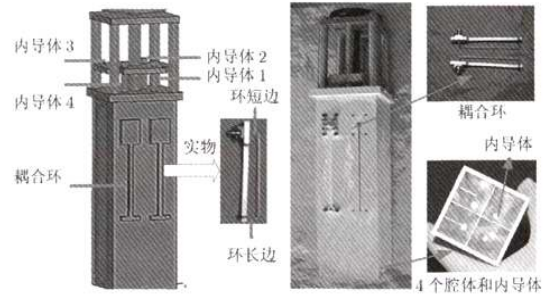


图1 腔体滤波器的结构示意图

根据该腔体滤波器的拓补结构, 可以得到其耦合矩阵为

$$M = \begin{bmatrix} 1 & m_{s1} & & & & \\ m_{s1} & m_{11} & m_{12} & & & \\ & m_{12} & m_{22} & m_{23} & & \\ & & m_{23} & m_{33} & m_{34} & \\ & & & m_{34} & m_{44} & m_{4l} \\ & & & & m_{4l} & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

依据上述指定的滤波器电性能指标, 应用滤波器的耦合矩阵综合方法可以获得理想耦合矩阵 M_0 中的各单元数值和对应的理想结构参数。根据工程中的经验, 本文选择对电性能影响最大的 6 个结构参数, 如图 1。这些结构参数包括 4 个内导体的插入深度、环长边和环短边, 它们的理想结构尺寸分别为 94.8 mm, 95.7 mm, 94.8 mm, 95.7 mm, 5.65 mm 和 3.5 mm。针对该滤波器, 从工程中搜集了 50 套结构尺寸和对应的 S 参数数据。然后, 应用耦合矩阵提取方法^[11], 得到相应的耦合矩阵, 并经过处理后最终获得实测数据样本 S 。由于实测数据量比较少, 本文使用 HFSS 仿真模型先验知识, 又获得了 40 套先验知识数据样本集合 P 。

根据这些数据, 本文分别使用 LPSVR 和 MKPLPSVR 两个算法来建立式(1)。在建模中, 应用了 5 倍交叉验证方法选择算法中的参数。其中, LPSVR 使用一个高斯核函数, 其核参数选择 $\sigma = 0.05$, $C = 10$, $\varepsilon = 0.01$; 而 MKPLPSVR 使用了高斯核和多项式核函数, 其核参数分别选择 $\sigma = 0.1$, $d = 1.5$, 选择 $C = 100$, $\lambda = 10$, $\varepsilon = 0.01$, $\varepsilon_p = 0.02$ 。完成数据建模后, 又使用另外的 5 套滤波器数据样

本来检验式(1)的准确性，表 1 给出了两种算法的对比结果。

	RMSE		MAE	
	LPSVR	MKPLPSVR	LPSVR	MKPLPSVR
Δm_{s1}	0.126835	0.043958	0.218607	0.076458
Δm_{s2}	0.094873	0.051205	0.177627	0.102553
Δm_{s3}	0.055058	0.018301	0.094484	0.032306
Δm_{s4}	0.091445	0.019285	0.145756	0.027569
Δm_{s11}	0.110948	0.092059	0.184993	0.187467
Δm_{s11}	0.207456	0.092342	0.285501	0.189564
Δm_{s22}	0.241961	0.053660	0.400811	0.105480
Δm_{s33}	0.310332	0.049873	0.524916	0.100120
Δm_{s44}	0.263791	0.068920	0.474767	0.115512

从表 1 中可以看到：MKPLPSVR 算法比 LPSVR 算法建立的模型具有较小的均方根误差 RMSE 和最大绝对值误差 MAE。然后，利用式(9)和式(2)建立的机电耦合模型计算滤波器的电性能。图 2 给出了电性能的对比结果。从图 2 可以清楚地看到，MKPLPSVR 算法比 LPSVR 算法建立的模型更接近实测结果，这也表明了改进的 MKPLPSVR 算法的有效性。

根据上面的对比结果，本文选择 MKPLPSVR 算法建立的机电耦合模型来构造式(10)。预先指定期望的电性能，然后求解式(10)所示的优化问题，可获得该滤波器的制造精度为

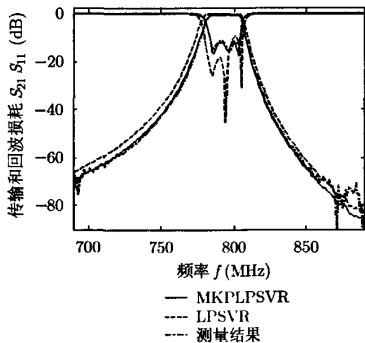


图 2 预测与实测的电性能对比

$$\Delta X=[-0.150,-0.103,0.0475,0.062,-0.2631,0.1506]^T \tag{13}$$

根据上述优化得到的结果，按照式(11)计算修正后的机械结构尺寸。图 3 给出了该滤波器应用该方法前后的电性能对比情况。从图 3 可以看到：利用该机电耦合模型优化后，显著提高了滤波器一次装配后的电性能，部分电性能指标如回波损耗比以前提高了大约一倍。

为了方便该方法在工程中的应用，我们还编制了一个计算机软件。通过应用该方法，可以使腔体滤波器的一次装配成功率提高了大约 64.3%，滤波器的调试时间缩短 30%以上。

6 结束语

(1)根据生产中的经验数据，提出了一种基于支持向量回归的滤波器机电耦合建模和优化方法。该方法适用于批量生产的滤波器计算机辅助制造中，能够提高滤波器的电性能。(2)通过引入多核和来自仿真模型的先验知识数据，形成了集成先验知识的多核线性规划支持向量回归算法，该算法求解简单，能够提高少量实测数据下的数据建模的准确性。(3)在实际应用中，改进支持向量回归算法中的核函数类型、个数和其它参数的选择影响着数据建模的准确性。因此，如何应用有效的方法来选择这些参数，需要进一步的研究。

致谢 感谢中国电子科技集团公司第 54 研究所沈振芳主任、甄立冬、王琦和李志勇等高级工程师在滤波器实验数据测量提供的帮助与指导。

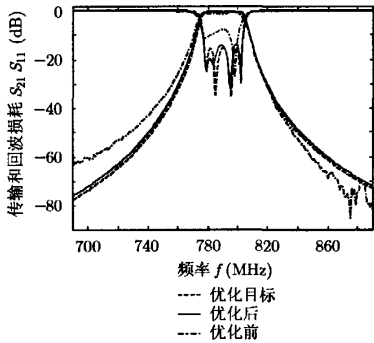


图 3 优化前后的电性能对比

参考文献

[1] Snyder R V. Practical aspects of microwave filter development[J]. *IEEE Microwave Magazine*, 2007, 8(2): 42-54.

[2] Harscher P, Vahldieck R, and Amari S. Automated filter tuning using generalized low-pass prototype networks and gradient-based parameter extraction[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2001, 49(12): 2532-2538.

- [3] Mirafteb V and Mansour R R. Fully automated RF/microwave filter tuning by extracting human experience using fuzzy controllers[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, 2008, 55(5): 1357-1367.
- [4] Zhou J, Duan B Y, and Huang J. Influence and tuning of tunable screws for microwave filters using least squares support vector regression[J]. *International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering*, 2010, 20(4): 422-429.
- [5] 周金柱, 张福顺, 黄进, 等. 基于核机器学习的腔体滤波器辅助调试[J]. 电子学报, 2010, 38(6): 1274-1279.
Zhou Jin-zhu, Zhang Fu-shun, Huang Jin, et al. Computer-aided tuning of cavity filters using kernel machine learning [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(6): 1274-1279.
- [6] Lu Z and Sun J. Non-Mercer hybrid kernel for linear programming support vector regression in nonlinear systems identification[J]. *Applied Soft Computing Journal*, 2009, 9(1): 94-99.
- [7] Zhao L, Jing S, and Butts K R. Linear programming support vector regression with wavelet kernel: a new approach to nonlinear dynamical systems identification[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2009, 79(7): 2051-2063.
- [8] Zheng D, Jiaxin W, and Yannan Z. Non-flat function estimation with a multi-scale support vector regression[J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1-3): 420-429.
- [9] Bloch G, Lauer F, Colin G, et al.. Support vector regression from simulation data and few experimental samples[J]. *Information Sciences*, 2008, 178(20): 3813-3827.
- [10] Lauer F and Bloch G. Incorporating prior knowledge in support vector regression[J]. *Machine Learning*, 2008, 70(1): 89-118.
- [11] Macchiarella G. Extraction of unloaded Q and coupling matrix from measurements on filters with large losses[J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2010, 20(6): 307-309.
- 周金柱: 男, 1979年生, 讲师, 研究方向为电子装备机电耦合的建模与控制.
- 黄进: 男, 1968年生, 教授, 研究方向为电子装备机电耦合的建模与控制.
- 薛欣: 男, 1985年生, 硕士生, 研究方向为天线和微波滤波器的设计和测试.

微波滤波器设计培训——视频课程

易迪拓培训(www.edatop.com)由数名来自于研发第一线的资深工程师发起成立, 致力和专注于微波、射频、天线设计研发人才的培养, 是国内最大的微波射频和天线设计人才培养基地。客户遍布中兴通讯、研通高频、国人通信等多家国内知名公司, 以及台湾工业技术研究院、永业科技、全一电子等多家台湾地区企业。

我们推出的微波滤波器设计培训专题, 有资深工程师领衔主讲, 课程既有微波滤波器设计原理的详细解释, 也有各种仿真分析工具的实际设计应用讲解, 设计原理和设计仿真实践相结合, 向大家呈现各种结构的微波滤波器的完整设计流程。旨在帮助大家透彻地理解并实际的掌握各种微波滤波器的设计。



微波滤波器设计培训专题视频课程

高清视频, 专家授课, 中文讲解, 直观易学; 既有微波滤波器设计原理的详细解释, 也有像 ADS、CST、HFSS 各种仿真分析工具的实际设计应用讲解, 旨在帮助大家透彻地理解并实际的掌握各种微波滤波器的设计。

课程网址: <http://www.edatop.com/peixun/filter/>

更多专业培训课程:

- **HFSS 视频培训课程**

网址: <http://www.edatop.com/peixun/hfss/>

- **CST 视频培训课程**

网址: <http://www.edatop.com/peixun/cst/>

- **天线设计专业培训课程**

网址: <http://www.edatop.com/peixun/antenna/>