

# 基于支持向量机的高频振荡回路性能评价\*

张志强, 张爱华

(渤海大学 信息科学与工程学院, 辽宁 锦州 121001)

**摘要:** 提出了基于支持向量机(SVM)高频振荡回路性能的评价方法。以高频并联振荡电路为实验研究对象, 通过将由精密仪器设备采样信号分析与基于 SVM 的性能的评价分析相对比, 证明了此评价方法的可靠性与精确性。该方法采用径向基核函数和合适的  $\varepsilon$ 、C 参数, 有效地对高频振荡电路的通频带等参数进行测定、分析误差, 是值得推广与研究的高频振荡回路性能评价的一种新方法。实验表明, 该方法可推广到通信网络的相关参数的评价当中。

**关键词:** 支持向量机; 高频并联振荡回路; 通频带

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)08-0058-03

## Study on high frequency oscillation circuit based on SVM

Zhang Zhiqiang, Zhang Aihua

(The Department of Information Science and Engineering, Bohai University, Jinzhou 121000, China)

**Abstract:** A method researched on performance of high frequency oscillation circuit based on support vector machine is presented. Taking high frequency parallel connection circuit as experiment study object, via comparatively the signal analysis of precision equipment with the study on performance that based on SVM, to have improve its reliability and accuracy. The method adopted radial basis kernel function and proper parameters such as  $\varepsilon$  and C in order to appraise the capability of high frequency oscillation circuit more accurately, analysis the error. It is an advanced method on capability of high frequency oscillation circuit that is worthy of popularizing. This method can popularize to performance value of correspondence network parameters.

**Key words:** support vector machine(SVM); high frequency oscillation circuit; transmission bands

高频振荡回路是高频应用最广的无源网络, 是构成通信网络必不可少的重要组成部分。同时, 它也是构成高频放大器、振荡器的主要部件。在高频电路中, 振荡回路完成作为负载、选择信号、变换阻抗等任务。现有的高频振荡回路可以用相应的仪器设备来测试其频率、增益等来体现其性能的优劣。但这只是一种近似估计的检测方法。如果某一振荡回路的设计是应用于特殊环境, 对其性能的检测精确度要求较高, 而如何对其进行精确的评价则是当前值得探究的一个问题。基于这一点, 本文提出了基于支持向量基(SVM)的高频并联振荡回路性能评价方法。

### 1 高频振荡回路的特性分析

在设计振荡电路时, 需注意相对于时间、温度、电源电压的输出稳定度的特性及以正弦波输出的振荡波形

失真(如果为纯粹的正弦波时, 失真率为零)。除了上述特性以外, 在高频率振荡电路的设计中, 还要考虑到频率的可变范围以及振荡频率范围。

数据挖掘源于数据库技术引发的海量数据和人们利用这些数据的愿望。支持向量机(SVM)<sup>[1,2]</sup>是一种以有限样本统计学习理论为基础发展起来的新的通用学习方法, 有效地解决了小样本、高维数、非线性等传统的学习问题, 大大地提高了学习方法的泛化能力。目前支持向量机在其理论研究和算法实现方面都取得了突破性的进展, 进入了飞速发展的阶段, 并取得了良好的效果。将其应用于高频并联振荡回路性能评价方法的讨论中, 提出了基于 SVM 的评价方法<sup>[3-8]</sup>。

### 2 支持向量机

支持向量机是在结构风险最小化的基础上, 对两种

\* 基金项目: 辽宁省教育厅资助项目(2009A045)

# 网络与通信 Network and Communication

不同类别的样本数据找到一个最优分类面的最优算法。支持向量机目前有两类主要的应用,即模式识别和回归分析。本文讨论的是分类识别问题,它属于模式识别一类。不失一般性,分类问题最终都可以归结为两类别的分类问题。这个问题的目标就是从已知样本中推出一个函数,对两类对象进行分类。现将下列给定训练集合的训练样本分离为两类:

$$D=\{(x^1, y^1), \dots, (x^T, y^T)\}$$

$$x \in R^n, y \in [-1, 1] \quad (1)$$

首先利用非线性函数  $\Psi(\cdot)$  将原始输入  $R^n$  映射到高维特征空间:

$$\Psi(x)=(\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_n(x)) \quad (2)$$

并在此高维特征空间构建超平面,形成的分类器形式为:

$$y(x)=\text{sgn}(\omega \cdot \Psi(x)+b) \quad (3)$$

为使结构风险最小化,需要在下列约束条件下最小化  $\|\omega\|$ :

$$y_i[\varphi(x_i) \cdot \omega + b] \geq 1 - \xi_i \quad (4)$$

其中,非负变量  $\xi_i$  也称为松弛变量,是为了提高学习方法的泛化能力,容许一定范围内的分类误差而引入的。这个最优问题可以描述为:

$$\min J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (5)$$

且满足:

$$y_i[\varphi(x_i) \cdot \omega + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i=1, \dots, l$$

用 Lagrange 乘子算法把式(5)转换成其对偶形式:

$$L(\omega, b, \xi, a, \gamma) = \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^l \xi_i - \sum_{i=1}^l \gamma_i \xi_i - \sum_{i=1}^l a_i \gamma_i [\varphi(x_i) \cdot \omega + b] - 1 + \xi_i \quad (6)$$

其中:  $a_i \geq 0$ ;  $\lambda_i \geq 0$  为 Lagrange 乘子。求解这个约束最优问题得:

$$\max W(a) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)) + \sum_{i=1}^l a_i \quad (7)$$

通过引入核函数:

$$K(x_i \cdot x_j) = (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)) \quad (8)$$

这样,上述最优问题可以表示为:

$$\max W(a) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^l a_i \quad (9)$$

$$\text{且满足 } \sum_{i=1}^l a_i y_i = 0, 0 \leq a_i \leq c$$

若  $a_i > 0$ , 称相应的  $x_i$  为支持向量。一般来说,支持向量仅占训练样本的一小部分。

最后得到分类需要的最优分离超平面方程为:

$$\sum_{SV} a_i y_i K(x_i, x) + b = 0 \quad (10)$$

其中 SV 为支持向量,得到的相应的非线性分类器为:

$$y = \text{sgn} \left( \sum_{SV} a_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (11)$$

这个判别函数就是本文所述的支持向量机。

通过以上分析可以知道,由训练集和核函数完全可以刻画出支持向量机,然而去构造且选择一个恰当的核函数是一个非常重要的问题。在实际应用当中,常常是直接给出核函数,本文采用高斯径向基函数,其形式为:

$$K(x, x^T) = \exp \left( -\frac{\|x, x^T\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (12)$$

## 3 基于 SVM 的高频并联振荡回路性能评价

### 3.1 基于 SVM 高频并联振荡回路性能评价分析

简单的高频并联振荡回路通频带为:

$$B = \frac{f_0}{Q} = \frac{2\pi \cdot \omega_0}{Q} \quad (13)$$

在高频并联振荡回路中,通频带大小是否适中是通信领域中较为重要的一项参数。基于 SVM 的高频并联振荡回路性能评价过程包括特征数据的提取、系统训练、系统测试三步。

### 3.2 基于 SVM 数据预处理与特征提取

基于 SVM 的高频并联振荡回路性能评价讨论与分析的基础是通过标准高频并联振荡回路中谐振频率为定值时(这里设定  $\omega_0[1; 1; 30]$ ),品质因数  $Q=100$ ,为了便于训练与辨别,对  $\omega_0$  与  $Q$  进行数据处理后得到通频带  $B[\frac{\pi}{50}; \frac{\pi}{50}; \frac{3\pi}{5}]$ ,组成系统训练样本,得到 30 个特征向量,组成一个 30 维的特征向量  $B=[B^1, B^2, \dots, B^{30}]^T$ ,它反映了不同谐振频率下的通频带信息。

### 3.3 系统训练与系统测试

为了更精确地测试与评价高频并联振荡回路的性能,本文采用了 2 个 SVM 进行 2 级分类训练与识别。首先采用一个 SVM 进行第一级分类训练,当通频带在规定的谐振频率范围内,正常时 SVM 输出为 +1,否则输出为 -1;第二级分类训练时,将通过第一级分类的通频带信息进行 SVM 分类识别,若与样本带宽相符则 SVM 输出为 +1,否则输出为 -1。2 级支持向量机均采用高斯径向基函数,所有参数均为 1。

基于 SVM 的 2 级分类器的高频并联振荡回路的性能评价原理如图 1 所示。

系统的测试首先是对高频并联振荡回路中通过上述方法对通频带  $B$  的信息特征提取的过程,然后进入训

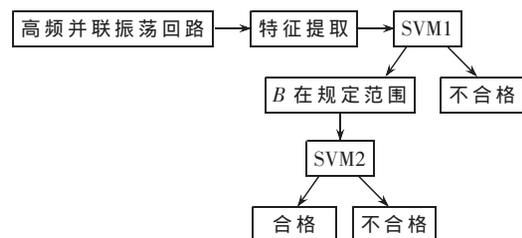


图 1 基于 SVM 的 2 级分类器的高频并联振荡回路的性能评价原理

## 网络与通信 Network and Communication

练好的 2 级支持向量机, 根据 SVM1、SVM2 的输出结果进行 2 级分类。只有通频带在规定的范围之内时, 才可通过 SVM1 进入 SVM2 进行最后的性能评价, 给出评价结果。

### 4 结果与分析

本方法采用了通过 PSA 与 ESA 分析系统得到的 30 个通频带信息数据作为训练集, 经过系统训练得到 SVM1 与 SVM2。然后收集 20 个历史数据作为测试样本, 其中 12 个合格(包括 8 个合格、4 个不合格)和 8 个不合格。利用训练好的 2 个 SVM 对它们进行了 2 级识别, 结果如下:

SVM1 的测试样本=[12 个在规定范围内, 8 个在规定范围外]

SVM1 的输出结果:

1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

由 SVM1 输出结果可得到 12 个正常与 8 个不正常样本, 同时将 12 个正常样本输入到 SVM2 作为测试样本。

SVM2 的输出结果:

1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1
---	---	---	---	----	----	----	----	---	---	---	---

SVM2 识别输出 8 个合格与 4 个不合格样本。

通过对于测试结果的分析, 2 个支持向量机可以较优地对于高频并联振荡回路性能进行评价检测。

支持向量机是一种有限样本条件下的通用学习方法, 可以较好地解决小样本、高维数和非线性等实际问题。本文讨论了一种基于支持向量机的应用于特殊环境下的高频并联振荡回路性能优良的检测评价方法。该方法采用了 2 个支持向量机进行分类识别, 并取得了很好的识别效果。这种基于 SVM 的振荡回路性能的识别方法对训练样本数的要求较低, 实时性能好, 可很好地应用于通信中的部分单元电路功能检测与评价, 为通信品质提供了良好的保障, 具有非常好的应用前景。本文还有待于深入研究, 例如 SVM 核函数的选择以及最优算

法等问题。

### 参考文献

- [1] CRISTIANINI N, TAYLOR J S.支持向量机导论[M].李国正, 王猛, 曾华军, 译.北京:电子工业出版社.2004.
- [2] 邓乃扬, 田英杰.数据挖掘中的新方法——支持向量机[M].北京:科学出版社.2004.
- [3] SOMPOLINSKY H, DIETRICH R, OPPER M.Support vectors and statistical mechanics[M].in Advances in Large Margin Classifiers, B.Scholkopf D.Schurmans A.J.Smola, P.L. Bartlett, ED.,MIT Press, Cambridge, MA, 2000:359-367.
- [4] Jia Licheng, Zhang Li, Zhou Weida.Wavelet support vector machine[J].IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 2004, 34(1):34-39.
- [5] FOODY G M, MATHUR A.A relative evaluation of multi-class image classification by support vector machines.IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2004(42):1335-1343.
- [6] XU P, CHAN A. K.Support vector machines for multi-class signal classification with unbalanced samples[C].Proc. Int. Joint Con. on Neural Networks, Portland, OR, 2003: 1116-1119.
- [7] SCHLAKOPF B, SMOLA A. A tutorial on support vector regression[R]. Neuro COL T2 Technical Report Series NC2-TR-1998-030, 1998.
- [8] MICHIE D, SPIEGELHALTER D. J, TAYLOR C. C. Machine learning, neural and statistical classification[EB/OL]. 1994. ftp://ftp.ncc.up.pt/pub/statlog/.

(收稿日期: 2010-12-16)

### 作者简介:

张志强, 男, 1978年生, 硕士, 主要研究方向: 机器学习、模式识别。

张爱华, 女, 1977年生, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 机器学习、神经网络。