

基于 ADALINE 神经网络的自适应滤波方法

乔新勇, 刘 玮

QIAO Xin-yong, LIU Wei

装甲兵工程学院 机械工程系 机电工程教研室, 北京 100072

Department of Mechanical Engineering, The Academy of Armored Forces Engineering, Beijing 100072, China

E-mail: qxyaife@sina.com

QIAO Xin-yong, LIU Wei. Method for self-adapting filtering based on ADALINE neural network. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(22): 169-171.

Abstract: Adaptive filter can adapt the change of system and environment, so has higher filtering accuracy. This paper introduces a self-adapting filtering method based on ADALINE neural network to cancel noises, sets up an adaptive filter model according to the principle of adaptive noise cancellation, and uses this method to filter the noise which is excited by the body vibration from the vibration signal of high-pressure line of engine. By this method the signal-to-noise ratio is improved effectively. It contributes to the following signal analysis and fault diagnosis of fuel injector.

Key words: self-adapting filtering; neural network; vibration signal

摘 要: 自适应滤波器能够适应系统和环境的动态变化, 具有较高的滤波精度。介绍了一种利用 ADALINE 神经网络进行自适应滤波的方法, 根据自适应噪声抵消原理建立了 ADALINE 自适应神经滤波器模型, 并使用该模型将发动机高压油管振动信号中的机体振动噪声滤除, 提高了信噪比, 为利用高压油管振动信号进行喷油器故障的精确诊断奠定了基础。

关键词: 自适应滤波; 人工神经网络; 振动信号

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.22.050 文章编号: 1002-8331(2008)22-0169-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

1 前言

滤波器是一种以物理硬件或计算机软件形式从含噪声的观测数据中抽取信号的装置。滤波器可以实现滤波、平滑和预测等信息处理的基本任务。

在滤波器设计过程中, 最佳滤波系数的求得, 依赖于必须了解信号序列的全面先验知识, 这在实际中很难实现, 因此实现不了真正的最佳滤波。在实际测试中只能以有限长的观测数据对信号的统计特性进行估计。如果增长观测数据, 虽然估计误差会小些, 但与此同时延迟的时间随之增加而不能实时处理。

另一方面, 在实时信号处理中, 当系统或环境发生变化时, 信号的统计特性将偏离滤波器的设计条件, 如果仍然采用过去的的数据来估计变化后的数据将会使滤波特性恶化。这就需要滤波器的参数能够自动跟踪和适应系统或环境的动态变化, 换言之, 滤波器的参数应该可以随时间作简单的自适应更新。这类滤波器统称为自适应滤波器^[1]。

相比于普通滤波器, 自适应滤波器在设计时, 只需要很少或根本不需要任何关于信号与噪声的先验统计知识。它可用来处理平稳的和非平稳的随机信号, 是智能信息处理的重要基础。

2 自适应滤波原理

实现自适应滤波有 IIR 与 FIR 两种滤波器, 在实用中迄今

广泛使用的是自适应 FIR 滤波器。图 1 所示是一直接形式的自适应 FIR 滤波器原理图^[2]。

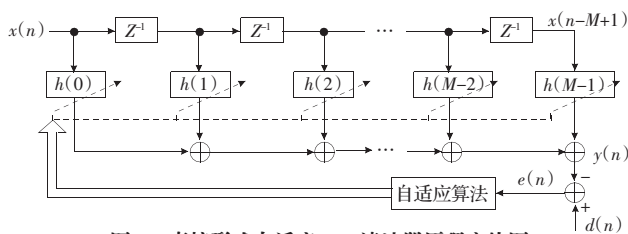


图 1 直接形式自适应 FIR 滤波器原理方块图

图中 $\{x(k)\} (k=n, n-1, \dots, n-M+1)$ 表示输入随机信号实序列, $y(n)$ 是输出序列, $d(n)$ 是希望得到的序列, 虚线箭头表示通过自适应算法调整滤波器系数 $\{h(k)\} (k=0, 1, \dots, M-1)$ 。自适应滤波器的控制机理是用误差 $e(n)$ 按照某种准则和算法对滤波器系数进行调整, 最终使自适应滤波的代价函数最小化, 此时滤波器收敛到最佳的滤波器系数。

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1)$$

由此可见, 自适应滤波通常是由两个不同部分构成, 即滤波器部分和自适应算法部分。随着它们之间可能存在的不同组合而构成各种各样的自适应滤波器。

滤波器自适应算法普遍采用递归最小平方算法 (RLS) 和

基金项目: 国家部委预研基金资助项目 (the Pre-Research Foundation of China Ministries and Commissions)。

作者简介: 乔新勇 (1970-), 男, 博士, 副教授, 主研方向: 军用车辆测试与故障诊断; 刘玮 (1974-), 女, 博士生, 主研方向: 军用车辆测试与故障诊断。

收稿日期: 2007-10-10 修回日期: 2008-01-21

Widrow-Hoff 最小均方算法(LMS)。而相比于 LMS,RLS 尚存在两个重要缺点:一是计算复杂、运算量大,再则对舍入误差灵敏。随着迭代次数的增加,舍入误差累积的结果在某些情况下出现不稳定,因此在要求计算量尽可能小的应用场合多采用 LMS 算法。

3 人工神经网络的自适应学习机理

人工神经网络是模仿和延伸人脑认知功能的新型智能信息处理系统,它是由大量的简单处理单元(即神经元)所构成的一个非常复杂的非线性自适应动力学系统。由于神经元本身具有高度自适应性,因而由大量神经元组成的神经网络具有自学习性、自组织性、存贮分布性、结构可变性等特点,能解决常规信息处理方法难以解决或无法解决的问题。因此,神经网络用于自适应信号处理更加具有广泛的极其重要的意义。

从前面讨论的自适应滤波理论以及自适应信号处理的用途来看,它们完全可以与神经网络建立密切的联系。图 2 是神经网络自适应学习的过程图解。神经网络对知识的处理需进行有导师学习,在图 2 中,期望响应信号 $d(n)$ 是受环境支配的导师信号。通过输出误差信号 $e(n)$ 调节自适应学习的网络系统,在外界环境作用下使其逼近期望响应。由此可见,这一原理是与自适应滤波理论相通的。

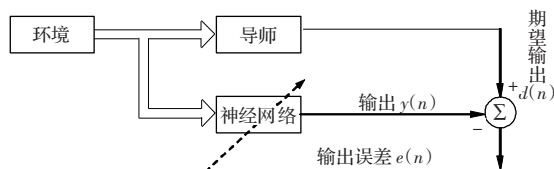


图 2 神经网络有导师学习

神经网络的有导师学习算法有多种,其中著名的有 LMS 算法以及其推广算法-著名的 BP 算法。LMS 算法主要用于单个神经元的学习,而 BP 算法主要用于多层前馈网络的学习。下面以自适应线性神经元 ADALINE 为例,简述其算法以及 ADALINE 用作自适应滤波器的原理。

4 ADALINE 神经网络模型

ADALINE 是由 Widrow 和 Hoff 在 1960 年提出的自适应线性神经元(Adaptive Linear Element)模型,简称 ADALINE 模型,这是一种用 LMS 算法操作的自适应模式分类器。它的一个主要应用领域便是自适应滤波,直到现在它仍被广泛地使用着,例如大多数长距离电话线使用 ADALINE 网络来消除回声。事实上可以有把握地说,它是实际应用中应用最广的神经网络之一。其结构模型如图 3 所示。

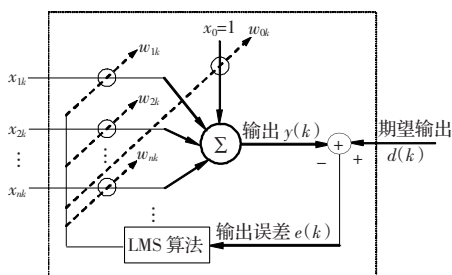


图 3 ADALINE 模型

神经元共有 n 个输入, x_0 为阈值,第 k 个输入向量 $X(k)=$

$[x_{0k}, x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}]^T$, 权向量 $W(k)=[w_{0k}, w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{nk}]^T$, 则其模拟输出为

$$y(k) = W^T(k)X(k) \tag{2}$$

自适应线性神经元采用 LMS 算法进行学习,通过调整权值使神经元的输出逼近期望输出。其权值调整规则如下:

$$\begin{aligned} \Delta W(k) &= \mu e(k)X(k) = \mu(d(k) - W^T(k)X(k))X(k) \\ W(k+1) &= X(k) + \Delta W(k) \end{aligned} \tag{3}$$

μ 为神经元的学习速率。可以看出,ADALINE 模型的运算法则完全符合自适应滤波理论,因此,ADALINE 模型被广泛应用于自适应滤波器,此时可称为自适应神经滤波器。

5 自适应神经滤波器的建立

5.1 自适应噪声抵消原理

在实际应用中可以根据自适应噪声抵消原理^[2]建立自适应滤波器。图 4 表示自适应噪声消除系统的方块图^[3]。系统的输入分两路,A 路是有用信号 s 混有噪声 n_0 ,即 $y=s+n_0$ 。B 路为消噪系统中自适应滤波器的参考输入(噪声 n_1),即 $x=n_1$ 。设 s 与 n_1 互不相关, n_0 与 n_1 密切相关,而且它们都是零均值平稳随机过程,则系统的输出等于误差信号

$$e = y - \hat{y} = s + n_0 - \hat{y} \tag{4}$$

式中 \hat{y} 是噪声 n_1 通过自适应滤波器的估计。为了使均方误差最小,在理想情况下,希望系统的输出通过自适应算法使噪声全部被抵消,只剩下有用信号,即

$$E[e^2] = E[(s + (n_0 - \hat{y}))^2] = E[s^2] + E[(n_0 - \hat{y})^2] \tag{5}$$

显然,当均方误差最小时,有 $\hat{y} = n_0$,因此系统输出 $e = s$ 。

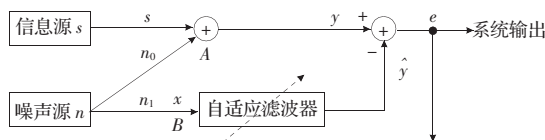


图 4 自适应噪声消除系统原理图

以上理想情况虽然不能完全实现,但在实际中只要满足上述两个假设条件,特别是两路噪声如果来自同样噪声源高度相关,则可得到满意的消噪效果,此时系统输出接近于未被干扰的初始信号。

5.2 ADALINE 自适应滤波器模型

本文利用 ADALINE 模型建立了自适应神经滤波器,其结构模型如图 5 所示。

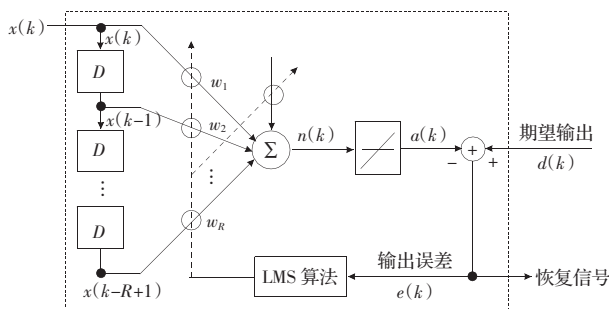


图 5 ADALINE 自适应滤波器

该滤波器模型是由一个抽头延迟线模块(如图 6 所示)与一个 ADALINE 网络结合起来构成的。在图 6 中,信号从左边

输入。在抽头延迟线的输出端是一个 R 维向量 P , 包含当前时刻的输入信号和分别延迟了 1 到 $R-1$ 时间步的输入信号。

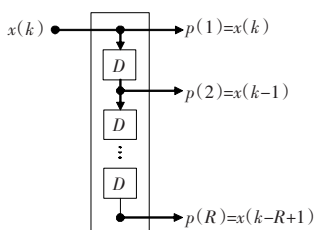


图 6 抽头延迟线

6 应用实例

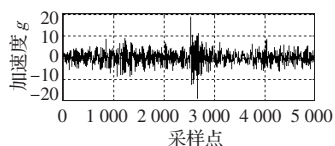
对于装甲车辆发动机而言, 当在实车条件下对其进行振动测试时, 所测得的振动信号很容易受到车辆其它零部件产生的振动的影响, 也就是说, 所测得的目标振动信号中将会包含除发动机本身振动信号以外的车辆其它零部件产生的振动信号成分。这样将造成分析结果的不准确性, 影响状态检测或故障诊断结果。当混杂的振动信号过大时, 甚至还会淹没目标信号, 使得无法提取信号特征。同样地, 发动机某一部件的振动信号也会受到来自发动机其它零部件振动的干扰。

因此, 采用适当的自适应滤波方法来滤除干扰振动信号, 对于提高发动机状态检测和故障诊断的精度具有非常重要的意义。

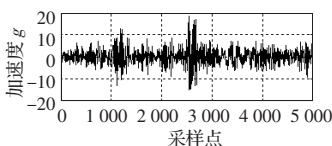
本文通过测量发动机高压油管的振动信号, 以实施对喷油器故障的诊断。由于高压油管的振动信号受到发动机体的振动干扰, 所以采用了自适应神经滤波的方法来滤除发动机体的振动干扰信号。

6.1 信号测试

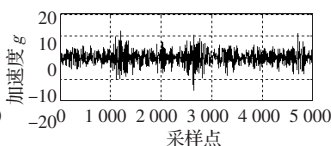
实验在 12150L 柴油发动机上进行。在振动信号采集时, 利用加速度传感器同步采集发动机的高压油管振动信号及机体振动信号。传感器分别安装在高压油管的近喷油器端以及气门罩上靠近高压油管处。实验中测得的不同状态下的高压油管振动信号及机体振动信号如图 7~图 10 所示。



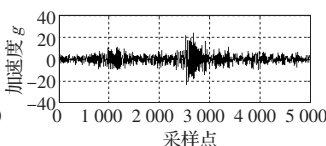
(a) 高压油管振动信号



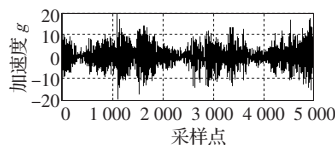
(a) 高压油管振动信号



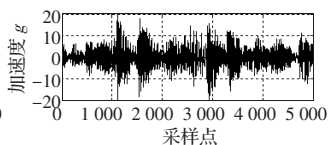
(a) 高压油管振动信号



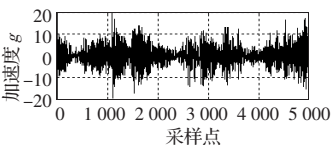
(a) 高压油管振动信号



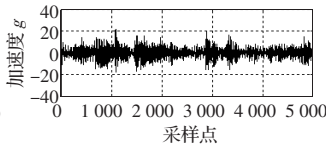
(b) 机体振动信号



(b) 机体振动信号



(b) 机体振动信号



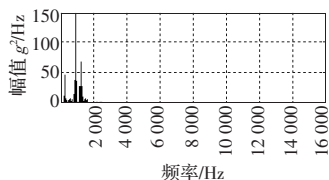
(b) 机体振动信号

图 7 喷油器正常喷射状态的振动信号

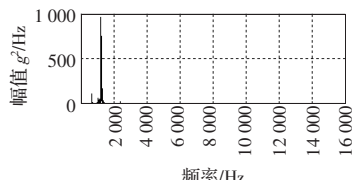
图 8 喷油器的 1 个喷油孔堵塞时的振动信号

图 9 喷油器弹簧折断时的振动信号

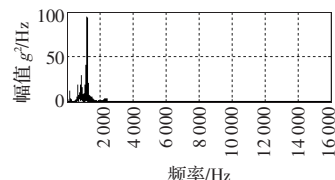
图 10 喷油器针阀下卡死时的振动信号



(a) 高压油管振动信号自功率谱



(b) 机体振动信号自功率谱



(c) 高压油管振动与机体振动信号互功率谱

图 11 信号相关性分析

6.2 信号相关性分析

采用噪声抵消原理进行自适应滤波, 一个很重要的前提是两信号具有很强的相关性。因此有必要对两信号的相关性进行检验。下面通过互功率谱密度函数分析, 来检验高压油管振动信号与机体振动信号之间的相关性。计算所得正常状态下高压油管振动信号与机体振动信号的自功率谱、互功率谱如图 11。

由图可以看出, 高压油管振动信号的频率成分主要包括 3 个频带, 分别为 200~400 Hz, 800~1 000 Hz 以及 1 100~1 400 Hz, 而机体振动信号的主要频率成分为 1 100~1 400 Hz。两者相比, 高压油管振动信号在 1 100~1 400 Hz 频带内的幅值要比机体振动信号的低一些。

而在互功率谱上主要是 1 100~1 400 Hz 这一频带成分。根据互功率谱的定义可知, 两者在这一频带内是相关的。从系统的观点来看, 如果把机体振动信号作为输入 $x(t)$, 把高压油管振动信号作为输出 $y(t)$, 可知, 机体振动信号的 1 100~1 400 Hz 频率成分经过一定的传递路径 $H(f)$ 后, 被传递给了高压油管, 并在幅值上发生了衰减。

综合以上分析, 可以得出这样的结论, 高压油管振动信号的 1 100~1 400 Hz 频率成分包含由机体振动引起的干扰。这满足进行自适应滤波的前题条件。

6.3 高压油管振动信号的自适应滤波

以发动机机体振动信号为网络输入, 高压油管振动信号作为网络期望输出, 采用 ADALINE 自适应滤波器对前述高压油管振动信号进行滤波, 得到去噪后的信号波形如图 12 所示。

从图 12 可以观察到, 经过滤波后的振动信号信噪比得到了相当的改善。可以通过对滤波后振动信号的频谱分析, 来检验滤波效果。图 13 是在喷油器正常喷射状态下, 经过自适应滤波后的高压油管振动信号的自功率谱图。

对比图 11(a), 可以发现原信号中的 1 100~1 400 Hz 频带上已不再存在幅值峰段, 而这一频段正是机体振动信号的主要频率成分。由此充分说明了经过自适应滤波后, 高压油管振动信号中所包含的机体振动干扰因素被有效消除了。