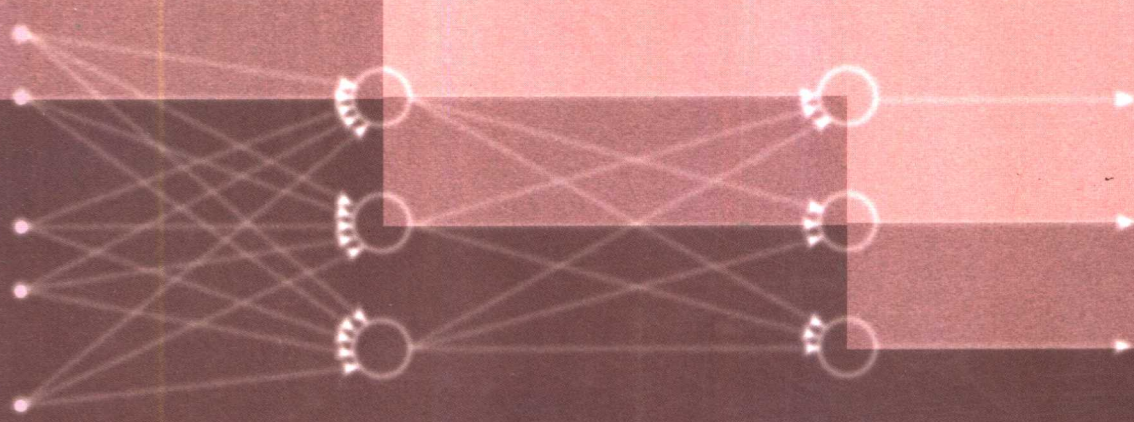


//

自适应信号处理

何振亚 著



科学出版社

<http://www.sciencep.com>

内 容 简 介

本书全面系统地阐述了自适应信号处理的理论及其应用,包括确定性信号与随机过程(平稳与非平稳信号)滤波检测理论,不用训练序列的本身自适应的盲信号处理理论,从一维到多维、线性到非线性、经典自适应到神经智能自适应等近代信号处理。它将信息论、时间序列分析、系统辨识、谱估计理论、高阶谱理论、优化理论、进化计算,以及神经网络理论等学科知识综合而成一体。

本书共十章,内容有自适应滤波基本原理、自适应 LMS 滤波器、自适应 RLS 滤波器、自适应格型滤波器、自适应递归滤波器、自适应谱线增强与谱估计、自适应噪声干扰抵消器、自适应均衡器、自适应阵列处理与波束形成,以及自适应神经信息处理。对于盲信号处理的理论与方法,将分散在最后三章中论述。

本书取材新颖,内容丰富;叙述深入浅出,系统性强,概念清楚。它总结了自适应信号处理的最新成果,其中包括作者在该领域内所取得的科研成果,是一部理论联系实际的专业理论专著。可作为信息与通信、雷达、声纳、自动控制、生物医学工程等专业的研究生的教材或主要参考书,也可供广大科研人员阅读。

图书在版编目(CIP)数据

自适应信号处理/何振亚著,一北京:科学出版社,2002

ISBN 7-03-010078-6

I. 自… II. 何… III. 自适应滤波-信号处理 IV. TN911.7

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2002)第 007484 号

科学出版社 出版

北京东黄城根北街16号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

源海印刷厂 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2002年4月第 一 版 开本:787×1092 1/16

2002年4月第一次印刷 印张:24 3/4

印数:1—3 000 字数:571 000

定价:50.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换〈新欣〉)

前 言

自适应信号处理是信息科学中信号与信息处理学科的一个重要的分支学科。自适应滤波理论和技术是统计信号处理和非平稳随机信号处理的主要内容,它具有维纳滤波和卡尔曼滤波的最佳滤波性能,但不需要先验知识的初始条件,它是通过自学习来适应外部自然随机环境的,因而自适应滤波器可以用来检测确定性信号,也可以检测平稳的或非平稳的随机过程。

自适应信号处理研究的内容是以信号与信息自适应处理为主线,包括自适应滤波检测理论和自适应技术应用两大部分。前者包含自适应 LMS 横向滤波器、自适应 RLS 横向滤波器、自适应格型滤波器、自适应递归滤波器、自适应神经滤波器等内容,因此,自适应滤波有从一维到多维、线性到非线性、经典自适应信号处理到神经智能自适应信息处理等方法。后者有自适应谱线增强与谱估计方法,自适应噪声干扰抵消技术,自适应均衡技术,自适应阵列处理与波束形成,自适应神经网络信息处理。对于盲信号处理的理论与应用,本书采用分散处理的办法,在有关章节中进行介绍。

自适应信号处理技术在雷达、通信、声纳、图像处理、计算机视觉、地震勘探、生物医学工程、振动工程等领域有着极其重要的应用。目前这门新学科仍在继续向纵深方向迅速发展,特别是盲自适应信号处理和利用神经网络进行的非线性自适应信号处理,对于实现智能信息处理系统,有着极其美好的应用前景。对此,国内外一些重要的学术刊物与学术会议每年都有大量的理论研究成果的论文发表,推动了该学科的迅速发展。

作者自 20 世纪 70 年代初起就选定自适应信号处理理论与应用作为研究方向,并以此学科为专业来培养硕士、博士研究生,向他们系统地传授自适应信号处理的知识,并根据学科的发展不断地更新、充实内容。同时,还承担有国家自然科学基金委员会课题和重点项目,以及国家攀登计划的重大项目,全面开展自适应神经网络理论研究,带领一批研究生、博士后及青年教师在学科前沿上进行拼搏和攀登,取得了不少创新成果,其中一些是具有突破性的,曾荣获国家部省级奖和国际神经网络学会颁发的“神经网络领导奖”等多项奖励。

本书是在总结国内外自适应信号处理的最新成果,以及作者多年来所取得的研究成果的基础上撰写而成的。全书共十章。在自适应滤波理论方面,书中系统深入地叙述了自适应最小均方误差(LMS)滤波器(第二章)、自适应递归最小二乘(RLS)滤波器(第三章)、自适应格型滤波器(第四章)以及自适应递归滤波器(第五章)的滤波理论、快速算法、实现结构及性能,包括缩短自适应收敛过程的有效方法,如变步长等。对于变步长变换域 LMS 算法的收敛特性,得出了变换长度愈长残余相关对算法收敛性能影响愈大的重要结论;提出了变换域修正 LMS 算法,给出一种高分辨率带限变换域 LMS 自适应滤波器及其新的脉动阵列结构,有效地解决了从宽带噪声干扰中自适应提取宽带信号的实现问题。在理论上,还揭示出阶递归 RLS 问题的相关域移不变性,以及由此导出的准确时序递归 RLS 分块算法。这种算法利用了两个列向量的时间更新来携带 RLS 所需的信息,用一个

阶递归过程恢复所需的解,平均计算量可减至 $2N$ 左右.此外,利用相关域移不变性导出的另一类新算法,具有易于初始化、可随时改变数据窗形式等优点,解决了关于 RLS 滤波理论中长期数值稳定性的国际难题.我们首次证明了超稳定自适应递归滤波器正实性的消去问题,当输入序列的平方和恒有下界,则可消去严格正实条件而不会影响其收敛性.同时,提出了一种具有可调误差平滑系数的自适应递归滤波器,系统地分析了其收敛性能和噪声影响.最后给出了两种稳定性的输出误差自适应递归滤波器算法及其实现方法,该方法具有最容易满足稳定条件、高的收敛速率与跟踪能力的特性.此外,还将进化规划的新方法用于不同结构的自适应递归滤波器,从而有效地实现了其全局最优,并保证了反馈系统的稳定性.

在自适应谱估计与参数估计方面(第六章),系统地论述了谱线增强与随机信号的谱估计方法.从理论上分析了自适应最大熵谱估计器的平均检测性能,并给出了重要结论.对于未知有色噪声的情况,提出了一个谐波分析的修正的尤拉沃尔克方程求解方法,该方法具有优良的性能.还导出了超定尤拉沃尔克方程组的一种递归快速求解法,提高了参数估计精度.从卡尔曼滤波的角度出发导出了一种 ARMA 谱的自适应卡尔曼估计法,它的计算量与滤波器的阶数成正比,实时性好,且能保证估计谱的正性.基于奇异值分解的谱估计法具有良好的性能,但存在运算量较大的问题.对此提出了一种快速矩阵特征分解法,用于前后向线预测参数的求解,能有效地降低其运算量.自适应子空间估计算法有约束最优化法、变步长约束 LMS 法、变范数约束法以及雅可比特征空间法等,可以高分辨率地检测频率并跟踪其变化.对于二维自适应信号处理,首次提出了三种阶递归 LS 算法.该算法可以有效地计算由非对称半平均邻近集因果模型、对称半平面邻近集半因果模型及中心对称的矩形平面邻近集半因果模型,以及中心对称的矩形平面邻近集非因果模型所组成的联立自回归(SAR)模型参数,并可确定模型阶数,具有一致性 LS 估计、精度高、运算量较低等特点.此外,还给出了二维 ARMA 模型的阶递归和空间域递归自适应快速算法,二维九场非因果参数计算法等.这些研究成果对自适应信号处理的发展作出了重要贡献.

在自适应均衡与干扰抵消方面,着重论述了通信系统中两大技术难题:噪声干扰抵消(第七章)与信道均衡技术(第八章).从理论上讲,利用自适应横向滤波器与变换域算法可以从宽带噪声干扰中提取被淹没的宽带信号,使用并联形式的自适应递归滤波器进行自适应噪声抵消,可以得到较高的性能.信道均衡实质上就是要抵消多径干扰所引起的码间干扰.这里系统地讨论了有线数据通信、短波通信以及移动通信的信道均衡问题,分析了几种常用的自适应均衡器结构之间的内在联系,以及结构上的统一性和稳态极限特性.提出一类基于 RLS 算法的平滑型均衡算法,解决了前人算法不能消除前导干扰的问题,并把平方根 RLS 算法延拓到自适应判决反馈均衡器(ADFE)中.对于短波信道,建立起一种能完全抵消码间干扰,并最大可能地消除附加干扰的理想均衡器模型及其有效的算法.在数字蜂窝移动通信系统中,码间干扰更为严重,采用 ADFE 有可能改进传输性能.但由于信道模型复杂,要得到好的快速变信道均衡,还有不少问题尚待研究解决.一种同时使用指数加权窗和滑动矩形窗的滑动指数窗递归最小二乘(SEWRLS)自适应滤波算法具有优良的跟踪性能.此外,还将介绍不用训练序列的盲自适应均衡算法.盲均衡算法可提高信道效率和获得更好的均衡性能,我们提出的过采样与独立分量分析网络盲

均衡法,效果优于 LMS 自适应均衡器算法. 这种盲均衡算法既可用于单通道均衡,又可用于 SIMO 系统或 MIMO 系统盲均衡.

在自适应阵列处理与波束形成方面(第九章),对于自适应阵列处理,我们探索了在雷达、声纳等领域有着广泛应用的自适应波束形成的新方法,提出了裂相变换的新概念和相应的自适应波束形成算法,实现了相关干扰的自适应抑制,克服了信号相消问题. 这种算法适用于非均匀阵列,而且具有好的坚韧性. 此外,还给出一种新的自适应波束形成器结构,解决了当输入信号相关矩阵特征值分散大时收敛速度慢和数值不稳定等问题.

神经网络是模仿和延伸人脑的联想记忆、思维、意识等智能的一种非线性自适应动力学系统,它能解决常规信息处理方法难以解决,甚至不可能解决的问题. 本书特别介绍了自适应神经网络和智能信息处理(第十章),系统地讨论了利用神经网络方法实现自适应滤波器,包括线性的和非线性的,还有神经自适应时延估计,盲自适应神经网络均衡器,以及盲神经网络自适应波束形成等应用技术. 神经计算智能与自适应信号处理系统有着密切的联系,对人工智能和神经智能信息处理有着极其重要的应用前景. 我们提出的自适应神经多径时延估计,可以解决常规方法对回波数目的先验已知要求,还可以解决多信号分类法(MUSIC)计算复杂度高的问题. 盲信号处理是当前国内外学者研究的热点课题,我们长期开展这方面的研究工作,在本书有关章节中反映了我们研究的内容和所取得的成果. 第十章重点讨论盲信号处理神经网络方法,以及我们提出的多种盲信源分离算法,盲自适应回归子波神经网络均衡算法和过采样主分量分析神经网络盲均衡算法,以及盲神经网络波束形成方法及其多种算法.

在本书撰写过程中,得到了我的许多学生的帮助. 如书中第六、七章内容的初稿分别是由博士后张毅峰和裴文江将我的英文讲稿翻译而成的. 我历届的博士生尤肖虎、赵平亚、吴晓蕙、仇晋麟、王曙光、刘涵宇、厉力华、刘璐、陈宇欣等结合学位论文课题进行的自适应信号处理专题研究,还有博士后路鸣进行的自适应阵列处理波束形成算法研究,以及博士后何世春进行的回归子波神经网络自适应均衡算法研究等,他们所取得的许多创新的成果,也为丰富本书内容提供了新颖题材. 在此向他们表示深切的感谢.

本书得到中国科学院科学出版基金的资助;由科学出版社出版,唐正必同志任责任编辑,她审阅了全稿并提出许多宝贵意见. 衷心地感谢他(她)们给予的帮助和支持.

我日常科研工作和学术活动都很忙,加上年老体弱,我夫人王孝书女士百般照料我的生活并帮助誊抄手稿,这对本书能顺利出版是极为重要的,故将此书献给她,聊表心意.

自适应信号处理理论和技术仍在持续而迅速地发展,不断地出现新的研究成果,日臻丰硕. 由于作者水平有限,书中难免存在缺点和错误,请专家、读者批评和指正.

何拯亚

2001年4月于东南大学

作者简介



何振亚 教授、博士生导师，东南大学信号与信息处理国家重点学科创始人、学术带头人，国家攀登计划重大项目认知科学首席科学家，国际IEEE院士，美国纽约科学院院士，中国神经网络委员会副主席，信号处理学会副主任，IEEE北京分部CAS Chapter(上海)主席。从事教学与科研工作50载，培养了一大批高层次人才，是我国数字信号处理领域的开拓者与奠基者之一。在教学工作中，曾两次获省级一等奖和一次国家级二等奖。出版专著和教材15部，其中两部图书获国家级一等奖、一部图书获部级特等奖，两部图书获部省级一等奖。对于自适应信号处理进行了系统深入的研究，提出了一系列的新理论和新技术，形成了独特的理论体系，因而获得国际IEEE的院士奖、国际神经网络学会的神经网络研究领导奖，国家科技进步奖及部省级奖等15项奖项。聘任为《通信学报》、《信号处理》等五种刊物的编委、主编，以及国际学报“Circuits, Systems and Computers”，“Multidimensional Systems and Signal Processing”副主编等职务。

目 录

第一章 绪论	1
1.1 自适应滤波	1
1.2 自适应滤波理论与算法	2
1.3 自适应信号处理技术的应用	5
1.4 自适应信号处理的研究内容	10
1.5 本书内容安排	16
参考文献	20
第二章 自适应最小均方横向滤波器	21
2.1 引言	21
2.2 最陡下降法	22
2.3 最小均方算法	31
2.4 LMS 牛顿算法	38
2.5 归一化 LMS 算法	40
2.6 变换域 LMS 算法	44
2.7 频域 LMS 自适应滤波器	48
2.8 分块 LMS 自适应滤波器	52
2.9 快速截断数据 LMS 算法	57
2.10 最小高阶均方(LMK)算法	59
2.11 QR 分解 LMS 算法	62
参考文献	66
第三章 自适应 RLS 横向滤波器	68
3.1 引言	68
3.2 最小二乘法滤波原理及性质	68
3.3 递归最小二乘算法	74
3.4 快速卡尔曼滤波算法	77
3.5 快速后验误差时序技术	80
3.6 快速横向滤波器(FTF)算法	83
3.7 分块处理 FTF 自适应滤波算法	87
3.8 分块时序最小二乘算法	92
3.9 阶数递归最小二乘算法	99
3.10 快速 QR 分解自适应算法	103
参考文献	117
第四章 自适应格型滤波器	119
4.1 引言	119
4.2 格型递归算法	119

4.3	格型滤波器的基本结构	128
4.4	基于伯格公式的自适应格型算法	132
4.5	自适应统计梯度格型算法	136
4.6	自适应 RLS 格型算法	138
4.7	自适应归一化格型算法	142
4.8	自适应 QR 分解格型算法	150
4.9	自适应格型联合处理器	156
4.10	自适应拉格里格型滤波器	160
	参考文献	165
第五章	自适应递归滤波器	166
5.1	引言	166
5.2	方程误差结构形式自适应 IIR 滤波器	167
5.3	输出误差结构形式自适应 IIR 滤波器	168
5.4	自适应递归高斯-牛顿算法	169
5.5	自适应递归滤波器 LMS 算法	171
5.6	自适应递归预测误差算法	175
5.7	自适应伪线性回归算法	179
5.8	自适应递归滤波并行结构算法	181
5.9	超稳定自适应递归滤波器	184
5.10	自适应 IIR 格型滤波器	191
5.11	自适应 IIR 滤波进化规划算法	193
	参考文献	197
第六章	自适应谱线增强与谱估计	198
6.1	引言	198
6.2	自适应谱线增强	198
6.3	自适应最大熵谱估计	204
6.4	ARMA 谱估计辅助变量法	207
6.5	自适应皮萨兰柯谐波分析	213
6.6	自适应共轭梯度法	217
6.7	Gram-Schmidt 谐波恢复法	222
6.8	自适应特征子空间算法	227
6.9	快速特征分解谱估计法	230
6.10	自适应卡尔曼谱估计法	235
	参考文献	237
第七章	自适应噪声干扰抵消器	239
7.1	引言	239
7.2	自适应噪声抵消方法	239
7.3	自适应滤波抵消信号	245
7.4	多参考自适应噪声抵消器	247
7.5	自适应回波抵消器	249

7.6	自适应组合滤波噪声抵消器	251
7.7	自适应变换域/频域噪声抵消器	253
7.8	自适应宽带干扰时变抵消法	259
	参考文献	263
第八章	自适应均衡器	264
8.1	引言	264
8.2	自适应最小均方误差均衡器	265
8.3	自适应常模量均衡算法	269
8.4	自适应递归最小二乘均衡器	270
8.5	自适应格型最小二乘均衡算法	272
8.6	自适应平方根递归最小二乘均衡算法	275
8.7	自适应滑动窗递归最小二乘均衡算法	281
8.8	盲自适应均衡算法	285
	参考文献	291
第九章	自适应阵列处理与波束形成	292
9.1	引言	292
9.2	自适应阵列波束形成方法	293
9.3	随机加权组合的自适应波束形成器	298
9.4	利用裂相变换的自适应波束形成器	304
9.5	盲自适应波束形成方法	309
9.6	盲最小方差 SCORE 波束形成算法	312
9.7	盲周期平稳自适应波束形成算法	313
9.8	盲递归最小二乘波束形成算法	315
9.9	盲特征空间鲁棒波束形成算法	318
9.10	基于特征结构提取的盲波束形成算法	321
	参考文献	322
第十章	自适应神经信息处理	324
10.1	引言	324
10.2	自适应神经元模型	325
10.3	自适应神经网络	327
10.4	自适应神经滤波器	336
10.5	自适应神经非线性滤波器	342
10.6	自适应神经多径时延估计	344
10.7	自适应神经盲信源分离法	349
10.8	自适应神经盲均衡方法	364
10.9	自适应神经盲波束形成	373
10.10	自适应神经模糊进化计算	378
附录	正交 Oja 算法等自然梯度更新公式	382
	参考文献	384

第一章 绪 论

1.1 自适应滤波

早在 20 世纪 40 年代,就对平稳随机信号建立了维纳滤波理论. 根据有用信号和干扰噪声的统计特性(自相关函数或功率谱),以线性最小均方误差估计准则所设计的最佳滤波器,称为维纳滤波器. 这种滤波器能最大程度地滤除干扰噪声,提取有用信号. 但是,当输入信号的统计特性偏离设计条件,则它就不再是最佳的了,这在实际应用中受到了限制. 到 60 年代初,由于空间技术的发展,出现了卡尔曼滤波理论,即利用状态变量模型对非平稳、多输入多输出随机序列作最优估计. 现在,卡尔曼滤波器已成功地应用到许多领域,它既可对平稳的和非平稳的随机信号作线性最佳滤波,也可作非线性滤波. 实质上,维纳滤波器是卡尔曼滤波器的一个特例.

在设计卡尔曼滤波器时,必须知道产生输入过程的系统的状态方程和测量方程,即要求对信号和噪声的统计特性有先验知识. 但在实际中,往往难以预知这些统计特性,因此实现不了真正的最佳滤波.

Widrow B. 等于 1967 年提出的自适应滤波理论,可使自适应滤波系统的参数自动地调整而达到最佳状况,而且在设计时,只需要很少的或根本不需要任何关于信号与噪声的先验统计知识. 这种滤波器的实现差不多像维纳滤波器那样简单,而滤波性能几乎如卡尔曼滤波器一样好. 因此,近十年来,自适应滤波理论和方法得到了迅速发展.

图 1.1 描述的是一个通用的自适应滤波估计问题,图中离散时间线性系统表示一个可编程滤波器,它的冲激响应为 $h(n)$,或称其为滤波参数;自适应滤波器输出信号为 $y(n)$,所期望的响应信号为 $d(n)$,误差信号 $e(n)$ 为 $d(n)$ 与 $y(n)$ 之差. 这里,期望响应信号 $d(n)$ 是根据不同用途来选择的,自适应滤波器的输出信号 $y(n)$ 是对期望响应信号 $d(n)$ 进行估计的,滤波参数受误差信号 $e(n)$ 的控制并自动调整,使 $y(n)$ 的估计值 $\hat{y}(n)$ 等于所期望的响应 $d(n)$. 因此,自适应滤波器与普通滤波器不同,它的冲激响应或滤波参数是随外部环境的变化而改变的,经过一段自动调节的收敛时间达到最佳滤波的要求. 但是,自适应滤波器本身有一个重要的自适应算法,这个算法可以根据输入、输出及原参

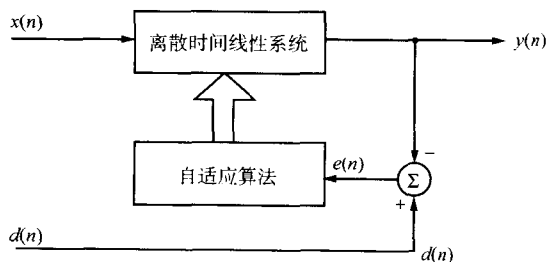


图 1.1 自适应滤波原理框图

量值,按照一定准则修改滤波参量,以使它本身能有效地跟踪外部环境的变化.通常,自适应滤波器是线性的,因而也是一种线性移变滤波器.当然,它也可推广到自适应非线性滤波器.

在图 1.1 中,离散时间线性系统可以分为两类基本结构,其中一类为非递归型横向结构的数字滤波器,它具有有限的记忆,因而称之为有限冲激响应(FIR)系统,即自适应 FIR 滤波器.另一类为递归型数字滤波器结构,理论上,它具有无限的记忆,因而称之为无限冲激响应(IIR)系统,即自适应 IIR 滤波器.对于上述两类自适应滤波器,还可以根据不同的滤波理论和算法,分为结构不同的自适应滤波器,它们的滤波性能也不完全相同.

1.2 自适应滤波理论与算法

从理论上讲,自适应滤波问题没有惟一的解.为了得到自适应滤波器及其应用系统,可以采用各种不同的递推算法,这些自适应算法都有各自的特点,适用于不同场合.下面分别进行讨论.

1.2.1 基于维纳滤波理论的方法

在线性滤波理论中,维纳滤波器所要解决的是最小均方误差准则下的线性滤波问题.这种滤波方法是在已知信号与噪声的相关函数或功率谱的情况下,通过求解维纳-霍夫(Wiener-Hopf)方程,对平稳随机信号进行最优预测和滤波的.

利用抽头延迟线做成的横向滤波结构的自适应滤波器,通称为自适应横向滤波器,或自适应 FIR 滤波器,其抽头加权系数集正好等于它的冲激响应.在输入平稳随机信号时,所期望的响应信号与横向滤波器输出信号之间的差值的均方值是滤波参数或权矢量的二次方函数,因此,自适应滤波器均方误差与权矢量的关系是一个凹形的超抛物体的曲面,它具有惟一的极小点.可以用梯度方法沿着该曲面调节权矢量的各元素.得到这个均方误差的最小点,对应于此最小点的权矢量称之为最佳维纳解.

为了得到自适应横向滤波器权矢量调整的递推算法,我们先使用最优化理论中的最陡下降法来修正正则方程,即由最佳维纳解定义的矩阵方程,应用均方误差的梯度矢量等于零,就可得到最佳权矢量,用 \mathbf{w}_0 表示,即

$$\mathbf{w}_0 = R^{-1}\mathbf{P} \quad (1.2.1)$$

其中, R 为横向滤波器抽头输入信号的相关矩阵, \mathbf{P} 为抽头输入信号与所期望响应的互相关矢量.

式(1.2.1)就是维纳-霍夫方程的矩阵形式.满足式(1.2.1)的 \mathbf{w}_0 称为最佳权矢量或称最佳维纳权矢量.其次,我们利用这些相关的瞬时值推导出梯度矢量的估计值,由此可得到最常用的一种算法,即所谓最小均方(Least Mean Square)算法,简称 LMS 算法.这种算法简单,且能达到满意的性能.它的主要缺点是收敛速度慢和对输入信号的相关矩阵特征值扩展度(即特征值最大值与特征值最小值之比)的变化较灵敏.

在非平稳情况下,描述误差性能的超抛物体曲面将随着时间连续地变化,要求 LMS

算法能连续地跟踪误差性能的多维抛物体曲面的底部,只有当输入数据变化比 LMS 算法学习速率较缓慢时,才能自适应跟踪,这就限制了 LMS 算法的应用.

1.2.2 基于卡尔曼滤波理论的方法

为使自适应滤波器能工作在平稳的或非平稳的环境,可以借助于卡尔曼滤波器来推导自适应滤波算法.

我们知道,卡尔曼滤波是线性无偏最小方差递推滤波,它的估计性能是最优的,而递推计算形式又能适应实时处理的需要. 对于一个线性动态系统的卡尔曼滤波问题,可以用状态方程与测量方程来描述,前者以状态矢量来刻画系统的动态,后者表述系统中的测量误差. 根据估计理论,可知最小误差熵估计准则与最小方差估计准则等价,而卡尔曼滤波是线性无偏最小方差估计,故有不同方法推演卡尔曼滤波的递推公式.

假设所研究离散线性动态系统的 N 维参数的状态矢量为 $\mathbf{x}(n)$, M 维观察数据的测量矢量为 $\mathbf{y}(n)$,通常矢量 $\mathbf{x}(n)$ 和 $\mathbf{y}(n)$ 都是随机变量,由它们表示系统模型的状态方程和测量方程分别为

$$\mathbf{x}(n+1) = \Phi(n+1, n)\mathbf{x}(n) + \mathbf{v}_1(n) \quad (1.2.2)$$

$$\mathbf{y}(n) = C(n)\mathbf{x}(n) + \mathbf{v}_2(n) \quad (1.2.3)$$

其中, $\Phi(n+1, n)$ 为系统在 $n+1$ 和 n 时刻的 $N \times N$ 状态转移矩阵, $C(n)$ 为已知的 $N \times M$ 测量矩阵.

系统动态噪声 $\mathbf{v}_1(n)$ 和观测噪声 $\mathbf{v}_2(n)$ 的统计特性为

$$E[\mathbf{v}_1(n)] = 0, \quad \text{cov}(\mathbf{v}_1(n), \mathbf{v}_1(k)) = E[\mathbf{v}_1(n)\mathbf{v}_1^H(k)] = \mathbf{Q}_1(n)\delta_{nk} \quad (1.2.4)$$

$$E[\mathbf{v}_2(n)] = 0, \quad \text{cov}(\mathbf{v}_2(n), \mathbf{v}_2(k)) = E[\mathbf{v}_2(n)\mathbf{v}_2^H(k)] = \mathbf{Q}_2(n)\delta_{nk} \quad (1.2.5)$$

$$\text{cov}(\mathbf{v}_1(n), \mathbf{v}_2(k)) = E[\mathbf{v}_2(n)\mathbf{v}_1^H(k)] = 0 \quad (1.2.6)$$

这里符号“H”表示共轭转置;当 $n=k$, $\delta_{nk}=1$, 当 $n \neq k$, $\delta_{nk}=0$;噪声矢量 $\mathbf{v}_1(n)$ 与 $\mathbf{v}_2(n)$ 是统计独立的. 根据观察数据的测量矢量 $\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(n)$, 可求出系统状态 $\mathbf{x}(i)$ 的线性无偏最小方差估计. 当 $i=n$ 时, 这种最佳估计问题称为卡尔曼滤波; 当 $i > n$ 时, 则称为最优预测; 两者之间存在着密切的关系.

将卡尔曼滤波这个最优工作条件的模型作为理论的基准框架, 可以把卡尔曼滤波算法用于平稳的和非平稳的自适应滤波器. 因为自适应横向滤波器结构恰好提供了一个很好的推演基础, 它的权矢量可以看作系统的状态矢量. 因此, 对于平稳情况, 可使用固定状态模型, 它的权矢量或状态矢量等于一常数. 对于非平稳情况, 可使用噪声化状态模型, 它的权矢量或状态矢量围绕着某均值作随机游程变化. 据此, 可利用卡尔曼滤波的递推求解法导出自适应滤波器更新权矢量的不同递推算法. 这些算法比起 LMS 算法有极快的收敛速率; 同时, 在收敛过程具有好的坚韧性, 因其收敛速率对特征值扩展度不灵敏.

但是,这些算法的主要限制是其计算复杂度,因要求解卡尔曼滤波问题的矩阵公式,计算量较大.

1.2.3 基于最小二乘准则的方法

前面由维纳滤波器与卡尔曼滤波器所推导出的自适应滤波算法的理论是基于统计概念的.而最小二乘估计算法是以最小误差平方和为优化目标,这里误差就是自适应滤波器的期望响应 $d(n)$ 与真实滤波输出 $y(n)$ 之差值,故这类自适应滤波性能优化的准则是

$$\min \sum_{k=1}^n (e(k))^2 = \min \sum_{k=1}^n (d(k) - y(k))^2 \quad (1.2.7)$$

根据这类自适应滤波器的实现结构,有如下三种不同的最小二乘自适应滤波算法:

(1) 自适应递归最小二乘算法

这种自适应滤波算法是指横向滤波器结构的递归最小二乘算法(简称 RLS 算法),它的推导是依赖于线性代数中矩阵反演引理,与卡尔曼滤波算法有密切关系.为了减少 RLS 算法的计算量,现已开拓出快速 RLS 算法和快速横向滤波器(FTF)算法等,这些快速自适应算法保持了普通 RLS 算法的优点,而且它们的计算复杂度大为减少,已接近于简单的 LMS 算法.

(2) 自适应最小二乘格型算法

这是以多级格型预测器作为自适应滤波器实现的基本结构.在时间平均意义上,多级格型预测器中各级之间存在相互去耦关系,这个重要性质用来推演递归最小二乘格型算法(简称 RLSL 算法),使它具有时间递归和阶递归.这种 RLSL 算法具有收敛速率快,计算效率高,坚韧性强,数值性能优等特点.

(3) QR 分解最小二乘算法

这种算法的结构不同于上述迭代闭环形式的自适应算法,而是以迭代开环形式和用 QR 分解法对输入数据矩阵直接进行的递推运算.首先,将输入数据矩阵用 QR 分解成正交三角形化矩阵,对新输入数据进行递推计算,但保持输入数据矩阵经线性变换成的上三角形式.其次,利用 QR 分解最小二乘(QRD-LS)算法来计算滤波器的权矢量.这种算法具有稳定,坚韧性,快速收敛,以及计算效率高等优点.

1.2.4 基于神经网络理论的方法

人工神经网络是一种模拟生物神经模型信号处理能力的计算结构.思维和记忆是人脑非常重要的功能,对于脑的记忆机理,思维的知觉信息处理过程等基础理论的开拓性研究,是发展神经网络理论并推动相关的认知科学发展的关键问题.

神经网络是由大量的神经元相互联接而成的网络系统,实质上它是一个高度非线性的动力学网络系统,这个系统具有很强的自适应、自学习、自组织能力,以及巨量并行性、容错性和坚韧性,因而,它可以做许多传统的信号和信息处理技术所不能做的事情.例如,它有比传统单处理器的冯·诺依曼计算机快得多的速度;可以执行目前最佳线性信号处理技术所无法完成的复杂函数逼近和信号滤波检测,以及可以完成特征空间高度非线性区域的模式识别等任务.神经网络现已广泛地应用于通信、雷达、声纳、地震勘探、生物

医学工程、语音和图象处理、模式识别、计算机和自动控制等领域。

神经网络通过学习,对其神经突触不断进行调节,以响应周围环境的变化,逐渐适应于进行各种信号处理的功能操作。这涉及到非编程的自适应信号处理,因为自适应信号处理与自适应神经网络都具有这样两个过程:学习过程与功能过程。从模型结构上来说,它们都有自适应线性组合器这共同部分,以延迟线抽头连接其输入即构成自适应横向滤波器,以量化器连接其输出即构成自适应神经元的一种模型。用此神经元组成的神经网络可进行各种自适应信号的处理。目前,描述神经网络功能性的计算模型已有许多种,利用神经网络固有的自适应性、自学习性、自组织性,以及联想、记忆等性能,都可以实现自适应信号处理。

1.3 自适应信号处理技术的应用

自适应滤波处理技术可以用来检测平稳的和非平稳的随机信号。自适应数字系统具有很强的自学习、自跟踪能力和算法的简单易实现性,它在噪化信号的检测增强,噪声干扰的抵消,波形编码的线性预测,雷达声纳系统的阵列处理和波束形成,通信系统的自适应均衡,图象自适应压缩编码,图象的自适应增强复原,图象识别的自适应分割,以及未知系统的自适应参数辨识等方面获得了广泛的应用。自适应技术又是智能信息处理的重要基础,例如利用自适应谱线增强技术的智能侦察系统可以检测出被强干扰噪声所淹没的潜艇信号,辨别出声纳目标。利用自适应谱线增强技术对舰艇噪声的检测和处理,可分析舰艇发动机的振动特征,因此可以给设计低噪声潜艇发动机提供可靠数据,等等。

1.3.1 自适应滤波与逆滤波

从滤波结构上分有自适应 FIR 滤波器与自适应 IIR 滤波器两种,它们在通信、声纳、雷达、电子测量仪器,以及生物医学工程等领域有着广泛的极其重要的应用,主要用来抑制噪声干扰,提高信噪比。

自适应滤波器可以做成可编程数字滤波器,同一个滤波器经过程控可转换成截止频率能改变的低通、高通、带通及带阻滤波器,而且滤波性能较好。例如,自适应陷波滤波器的点频衰减可以做到低于 -100dB ,这在用运算放大器研制的阻容有源滤波器是很难实现的。

自适应数字滤波器具有两个输入端,图 1.2 中的信号输入端通常称之为主输入端或原始输入端,所期望的响应 $d(n)$ 输入端称之为参考输入端。滤波器输出端 $y(n)$ 就是自适应滤波器的输出端,有时还将其误差 $e(n)$ 引出一个误差输出端。如图 1.2 中右边所示。

主信号 $s(n)$ 经过传输系统 $H(z)$ 的频率特性(幅度频率响应和相位频率响应)和噪声干扰的影响,信号 $x(n)$ 将与主信号 $s(n)$ 不同,但它蕴含着主信号,利用自适应滤波器可从信号 $x(n)$ 中提取原来的主信号 $s(n)$,而噪声干扰被滤波作用抑制了。

对于传输系统 $H(z)$ 给主信号劣化的情况来说,当滤波器输出 $y(n)$ 逼近于参考输入 $d(n) = s(n)$,自适应滤波器的最佳权矢量 w_0 可由式

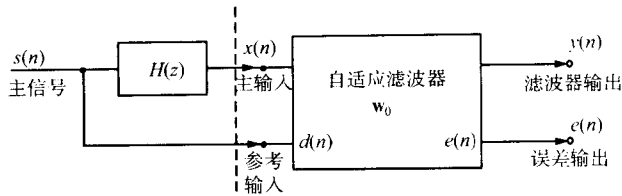


图 1.2 自适应滤波器用作滤波和逆滤波

$$H(z) \cdot w_0 = 1 \quad (1.3.1)$$

得到,即

$$w_0 = H^{-1}(z) \quad (1.3.2)$$

这表明自适应滤波器的最佳滤波响应是传输系统转移函数的倒数(即逆函数),这时,自适应滤波器对主输入信号 $x(n)$ 进行逆滤波,使其复原主信号. 维纳滤波器与卡尔曼滤波器都属这种逆滤波类型,可用作信号复原,包括图象信号复原.

1.3.2 系统辨识

自适应滤波器能用作未知的离散时间非移变动态系统建模. 由图 1.3 可见,白色谱的主信号直接加到自适应滤波器的主输入端,同时它也输入到 $H(z)$ 系统,其输出又连接

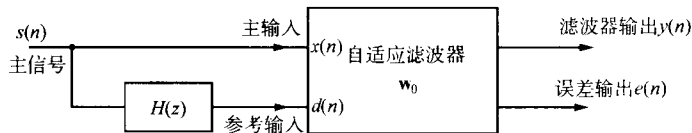


图 1.3 自适应滤波器用于未知系统参数辨识

到自适应滤波器的参考输入端,即以未知动态系统的输出信号作为所期望的响应 $d(n)$, 当自适应滤波器处于最优工作状态,输出 $y(n)$ 逼近于所期望的响应 $d(n)$, 因此,得到

$$w_0 = H(z) \quad (1.3.3)$$

这表明自适应滤波器的最佳冲激响应是建模对象系统 $H(z)$ 的直接原型.

1.3.3 自适应均衡

计算机通信的快速发展,要求提高数据传输系统的速率. 在有线传输系统中,当数据率高于 4800bit/s 时,由于有线信道的传输特性不理想,而且其幅频响应与相频响应分别是非恒定的和线性的,会随着气候、气温等因素而变化,因此必须采用自适应均衡器来补偿信道的畸变,以减少码间干扰所引起的误码. 在数字微波接力通信系统中,由于多径传输所引起的码间干扰,也必须采用自适应均衡器来克服它.

在有线信道中,传输线路一般是电话线,其有效传输频带是 300~3400Hz,故数据传

输系统的时域冲激响应 $h(t)$ 是一近似的余弦衰减函数,对宽带的脉冲数据必然会引起畸变,信道终端解调器的输出信号 $x(t)$ 如图 1.4 所示. 接收信号应为信道对每个符号数据的响应之叠加,即

$$x(t) = \sum_k a_k h(t - kT_s) \quad (1.3.4)$$

这里 a_k 为信道始端发送码. 如果在 nT_s 时刻对接收信号取样,则由上式得到

$$x(nT_s) = a_n h(0) + \sum_{k \neq n} a_k h(nT_s - kT_s) \quad (1.3.5)$$

上式右边第一项为有用信号,可以用来判定接收信号的电平值;第二项为求和项,不为零,它反映了码与码间的相互影响程度,即所谓的码间干扰. 自适应均衡器就是用来抵消这种码间干扰的. 实质上,自适应均衡器起到逆滤波的作用,从 $x(t)$ 中复原出符号数据,如图 1.4 所示.

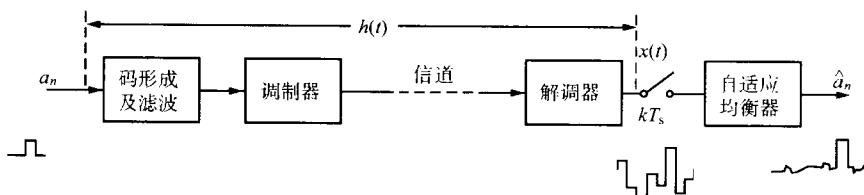


图 1.4 数据传输系统及自适应均衡器

1.3.4 自适应回波抵消

长途电话线路中,由于终端混合装置的性能不理想会产生回波,即讲话者在讲话后一段时间又听到了自己讲话的回波声音,造成干扰,这大大影响了电话通信质量. 为了克服长途电话线路中回波的影响,可在终端装上自适应回波抵消器,如图 1.5 所示. 终端混合装置将四线传输转换成二线传输,甲户讲话信号由上边信道传输到右边乙户,而乙户讲话信号则由下边信道传输到左边甲户. 对于高空卫星通信的长途信道,延迟时间约 270ms. 如果混合装置不理想,则有漏信号作为回波反传到原讲话者一方,迟后时间为 540ms,使讲话者又听到自己的话,这是很讨厌的干扰. 当两终端各装上自适应回波抵消器时,很明显,漏信号作为自适应滤波器的参考输入信号,滤波器输出信号与它抵消到使误差回波抑制到最小程度,可让讲话者听不出回波.

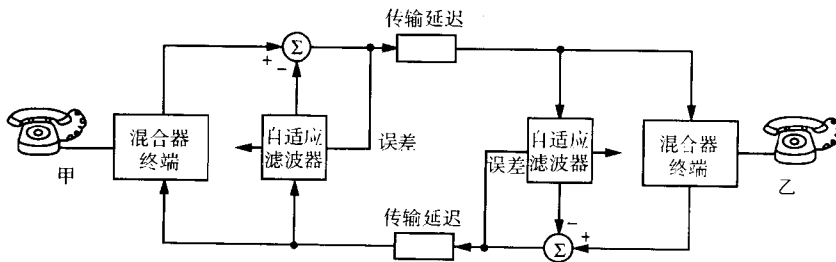


图 1.5 具有回波抵消器的长途电话线路(卫星通信)

1.3.5 自适应噪声抵消与谱线增强

在许多实际应用中,宽带的随机信号(如语言或音乐)往往被环境的周期性干扰所劣化,为保证随机信号质量,必须滤除掉这种噪声干扰.图 1.6 表示一种自适应噪声抵消器,输入信号 $x(n)$ 含有宽带随机信号与周期性干扰,经过固定延迟 Δ 秒加到预测器输入端.要求延迟 Δ 选用得足够大,以使参考输入的宽带随机信号与主输入信号 $x(n)$ 不存在相关性,而周期性干扰却有相关自适性.因而,自适应系统输出中的周期性干扰被其大大削弱或消除,误差输出将为宽带随机信号.

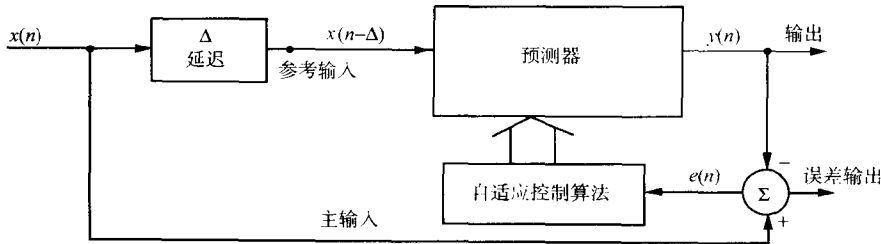


图 1.6 自适应系统

当输入信号 $x(n)$ 为正弦信号加宽带噪声干扰时,采用如图 1.6 所示自适应系统就能从加性宽带噪声背景中检测出弱正弦信号.固定延迟 Δ 的去相关作用如前所述.可以想见,预测器输出就是自适应滤波器输出端,它的幅频响应将出现窄峰,大大提高了信噪比,从而能从宽带噪声中提取周期性信号.这相当于一个最佳估算的匹配滤波器,通常称此系统为自适应谱线增强器.

1.3.6 自适应谱估计

功率谱是随机信号分析的一个重要的统计参数,它可对离散时间随机过程的二阶统计量的频率函数作定量的测量.在参量谱分析中,常用信号模型法进行谱估计,即以自回归(AR)模型、滑动平均(MA)模型、自回归滑动平均(ARMA)模型来估算随机过程的功率谱.利用功率谱为常量的白噪声输入到一线性滤波器,由滤波器输出来建模一个随机过程.假设线性滤波器仅含有极点,它的转移函数 $H(e^{j\omega})$ 可写成

$$H(e^{j\omega}) = \frac{p_0}{1 + \sum_{k=1}^M a_k e^{-jk\omega}} \quad (1.3.6)$$

其中, a_k 为 AR 模型参数, M 为模型阶数, p_0 为一常数.

令 σ_v^2 表示白噪声 $\{v(n)\}$ 的方差,则滤波器输出的功率谱为

$$S_{AR}(\omega) = \sigma_v^2 |H(e^{j\omega})|^2 \quad (1.3.7)$$

通常称 $S_{AR}(\omega)$ 为自回归(AR)功率谱.上式意味着 AR 过程是平稳的,因为 AR 参数都是常量.