文章编号: 1000-3630(2003) 01-0026-04

基于遗传算法的自适应噪声抵消

郑陶冶, 高 翔
(东南大学无线电工程系, 南京 210096)

摘 要: 当有参考噪声信号时, 自适应噪声抵消的实质就是求参考噪声输入通路的逆滤波器, LMS 自适应滤波问题就是一个多变量函数的极值问题。LMS 算法因其具有算法简单、容易实现的优点而为常用, 但是算法的收敛特性和失调量受到步长参数 的影响, 而步长参数 的最优值不易确定。遗传算法是一种应用于大规模搜索空间的有效方法, 它不要求函数的解析表达式, 只根据已知的测量数据便可以求得全局极值。本文以 FIR 滤波器为例, 采用改进的实值编码遗传算法, 将遗传算法用于逆滤波器的求解。计算机仿真结果表明该算法对噪声抵消取得了较满意的效果。

关键词: 遗传算法; 自适应滤波; 自适应噪声抵消
中图分类号: TN713 文献标识码: A

Adaptive noise cancellation based on genetic algorithm

ZHENG Tao-ye, GAO Xiang
(Department of Radio, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: The essence of adaptive noise cancellation is to solve an inverse filter of the reference channel when the reference signal is available, and the least mean square (LMS) adaptive filtering algorithm is to seek the extreme values of a multi-variable function. The LMS algorithm is commonly used due to its simplicity and ease of implementation. However, the convergence behavior and misadjustment of the algorithm is seriously affected by the step-size , and the optimum value of cannot be easily determined. Genetic algorithm is an effective method applicable to large-scale searching space. Even if the function is unknown, GA can still produce the global optimum from measured data. Taking FIR filter as an example, this paper uses an improved real-coded genetic algorithm to solve the inverse filter problem. Simulation shows that this method can give satisfactory results.

Key words: genetic algorithm; adaptive filtering; adaptive noise cancellation

1 引 言

自适应噪声抵消是信号去噪的常用方法。如果可以得到噪声的参考信号, 用 Widrow 方法[1] 实现自适应噪声抵消, 其实质就是求参考噪声输入通路的逆滤波器。考虑自适应滤波器为 FIR 形式, 在输入信号和参考信号都是平稳随机信号的情况下, 均方误差是权矢量的各分量的二次函数, 均方误差曲面是一个中间下凹的超抛物面, 有唯一的最低点。但对于非平稳随机信号来说, 由于其统计特性随着时间在变化, 因而其性能曲面也随之变化, 此时要求自适应过程能对最低点进行跟踪。在许多实际应用中, 性能曲面的参数以至解析表达式都是未知的, 只有已知的测量数据, 这时要求算法能够自动地对性能曲面进行搜索, 寻找最低点, 从而得到最佳权矢量。从数学上来说, LMS 自适应滤波问题就是一个多变量函数的极值问题。遗传算法不要求得到函数的解析表达式, 只需能够得到误差量的数据, 便可以求得全局极值, 适用于任何形式的性能曲面。遗传算法应用于 FIR 滤波器的设计已取得了很有意义的效果[2]。在去除噪声方面遗传算法也有很多应用[3, 4]。本文将遗传算法用于逆滤波器的求解, 对噪声抵消取得了较满意的效果。

2 自适应噪声抵消原理

设 $S(n)$ 为原始信号, $N(n)$ 为加性噪声, $R(n)$ 为参考输入, 且与 $N(n)$ 相关, 而与 $S(n)$ 不相关, 自适应滤波器输出为 $D(n)$, 系统输出为 $Y(n)$, 如图 1 所示。这里 $D(n)$ 与 $N(n)$ 相关, 而与 $S(n)$ 不相关。则有:

$$Y(n) = S(n) + N(n) - D(n)$$

$$E(Y(n)^2) = E((S(n) + N(n) - D(n))^2)$$

$$= E(S(n)^2 + E((N(n) - D(n))^2)$$

因为 $S(n)$ 与滤波器无关, 则 $E(S(n)^2)$ 也与滤波器无关, 所以 $E(Y(n)^2)$ 取得最小值时即有 $N(n) = D(n)$, 此时 $Y(n)$ 即为所求的信号。也就是

收稿日期: 2001-12-30; 修回日期: 2002-04-12
资助项目: 江苏省应用基础研究资助项目(BJ98002)
作者简介: 郑陶冶(1974-), 男, 安徽省潜山县人, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能信号处理。

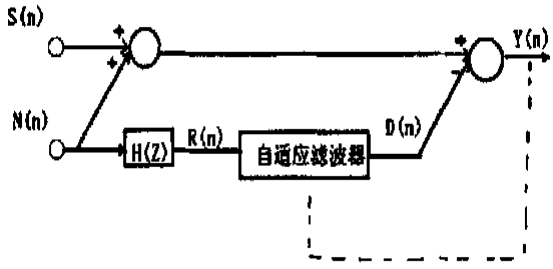


图 1 自适应噪声抵消原理图

说自适应滤波的目的是使 D(n) 逼近 N(n), 此时的自适应滤波器即为 H(Z) 的逆滤波器。考虑到此逆滤波器一般为非因果的, 实际应用中将含有噪声的输入信号作适当延时之后再与 D(n) 相减以得到 Y(n)。滤波器的形式可以是 FIR 或 IIR。IIR 自适应滤波器的主要优点是可以大幅度降低滤波器的阶数, 减小计算量, 但是由于递归结构存在反馈, 稳定性较差, 且其性能曲面一般是高于二次的曲面, 可能存在一些局部极小值, 因而搜索全局极小值的工作变得复杂和困难。FIR 滤波器计算简单, 稳定性较好, 故一般用 FIR 滤波器来实现。其系数的求解算法最常用的为 LMS 算法, 它具有算法简单、容易实现的优点, 可实时跟踪信号与噪声的变化。但收敛步长不易确定, 过小则收敛慢, 过大则不稳定。

3 基于遗传算法的实现过程

由 J. Holland 教授提出的遗传算法是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法, 这是一种全局收敛的算法, 是适应于大规模搜索空间的有效方法[5]。其基本流程为:

1. 生成一组初始解, 对其按一定规则编码;
2. 进行个体适应度计算;
3. 选择;
4. 交叉;
5. 变异;
6. 进行个体适应度计算, 判断解是否满足要求或是否已达到停止条件, 否则转至 3。

一般变异率取得很小, 太大则会破坏好的模式, 而使算法近于随机搜索。但是若变异率取得太小则不易脱离局部极值点, 保留最佳个体的精英算法虽可收敛到全局极值点, 但此时收敛速度较慢。群体的规模直接影响遗传进化的最终结果和算法的持行效率, 当群体规模太小时, 遗传算法的优化性能一般不会太好。但是当搜索空间很大时, 群体的数目不可能随之无限增大, 而为了避免算法陷入未成熟收敛, 必须要保证群体的多样性。1987 年, Goldberg 和 Richardson 提出了一种基于共享机制的小生境技术[6]。定义共享函数为两个个体之间的关系密切程度的函数, 个体的共享度等于该个体与群体内其他个体之间的共享函数值的总和。然后根据共享度调整个体的适应值。这样可以限制群体内特殊个体的无控制增长, 而有效地保持了群体的多样性。

本文中自适应滤波器采用 FIR 滤波器。考虑到计算量与滤波效果的折衷, 滤波器的阶数一般取为 10~ 20。然后将数据分为适当长度的帧。在进行遗传操作时, 首帧需要较大的遗传代数和群体数, 其后的各帧可以利用前一帧的优良个体; 因为系统在短时内变化较小, 遗传代数也可以大大减小。

遗传算法的编码方法可以是二值编码, 也可以是多值编码。本文中采用实值编码, 避免了编、解码运算, 解的精度与收敛速度也得到提高。初始个体系数取为[- 1, 1] 之间的随机值, 个体集设为 T。对于个体 T_k, 滤波器的输出为 $D_k = T_k \quad R$, 系统输出为 $Y_k = S + N - D_k$, 其适应值为$(\quad Y_k(n)^2)$, 此时遗传算法即为求极小值问题。

为了尽快收敛而又避免陷入局部极值点, 在进行遗传操作时, 选择 3 个群体分别进行操作。

首先针对遗传算法局部搜索能力较差的特点, 在保留当前最佳个体的同时, 对该最佳个体执行局部搜索, 可以利用爬山法等, 得到优化后的个体。这样既保证了算法的全局收敛性, 又提高了收敛速度。

其次选择数量较少的优秀个体, 对该优秀群体不执行变异操作, 只在该群体内部执行交叉操作。因为只在该群体内部交叉, 母本都是优良的个体, 后代自然继承了优良的模式, 从而生成更优的模式的概率较大。这样可以提高收敛速度, 而因此增加的运算量相对较小。不执行变异操作是为了避免变异会破坏好的模式。为了提高群体的多样性, 选择该群体时首先选择一个备选群体。选择备选群体时借鉴 Goldberg 和 Richardson 所提出的基于共享机制的小生境技术, 但这里得到个体的共享度后, 不是据此去调整个体的适应值, 而是按共享度的大小决定个体被选进备选群体的概率。这样可以使备选群体中的个体空间分布较为平均, 从而避免了适应度高的个体空间分布过于密集。本文中所使用的共享函数为个体之间的 Euler 距离, 设定一个阈值, 若两个个体的 Euler 距离小于该阈值, 则称其为邻居。个体的邻居数即为其共享度。依据个体的共享度的大小选择备选群体, 共享度越大, 被选中的概率越小。

然后按照所需的数目从备选群体中按适应值大小选择出优秀群体。为了增大生成更优模式的概率, 对该群体进行交叉操作时同时采用线性交叉和两点交叉两种方法, 生成多个后代, 然后择优选取。具体的交叉操作为:

1. 随机选择两个个体, 设为 T_1、T_2;

2. 选择(0, 1) 之间的随机数, 线性交叉得到

$$T_{11} = x \quad T_1 + (1 - x) \quad T_2$$

$$T_{21} = (1 - x) \quad T_1 + x \quad T_2$$

3. 设滤波器阶数为 l, 选择$[1, l]$之间的随机数 y_1、y_2, 交换 T_1、T_2 系数中$[y_1, y_2]$ 区间系数得到 T_{12}、T_{22};

4. 选择 T_{11}、T_{12}、T_{21}、T_{22}中适应值最小的两个加入新的群体。

最后根据轮盘赌选择法选择第 3 个群体, 对其进行线性交叉、变异。因为较优群体中已经保留了好的模式, 在这里变异概率可以取得较大, 以大幅度开拓新的搜索空间。

得到新一代群体后, 计算其适应值, 将其与上一代最佳值相比, 若最佳适应值没有改进, 则将变异概率指数增加, 相应地若最佳适应值有改进, 则将变异概率指数减小, 直至达到所设定的最小变异概率。

4 结果及结论

本文使用的源信号是一段音乐, 其波形如图 2。FIR 滤波器的阶数为 15, 含有噪声的输入信号延时 7 阶。参考噪声为噪声通过一个二阶 Butterworth 低通滤波器所得信号。观察信号以 256 点为一帧, 群体数为 100, 较优群体数为 20, 交叉率为 0. 8, 最小变异率为 0. 1。第一帧遗传代数为 200 次, 保留最佳个体与较优群体到下一帧的遗传操作。之后遗传代数为 10 次。当输入信噪比为 3dB 时, 输出信噪比为 9. 1dB; 输入信噪比为 0dB(图 3) 时, 输出信噪比为 7. 2dB(图 4) ; 输入信噪比为- 5dB 时, 输出信噪比为 5. 7dB; 输入信噪比为- 10dB 时, 输出信噪比为 1. 6dB; 输入信噪比为- 15dB 时, 输出信噪比为- 2. 2dB。需要注意到的是: 当信噪比较低时, 算法所得到的增益反而较大。这是因为遗传算法具有全局收敛性, 理论上不论输入信噪比为多少, 算法均可以找到所求的逆滤波器, 此时输出信号可以完全再现源信号。实际上在有限长度帧内, 由于源信号与噪声不会绝对不相关, 因而算法所找到的最优解可能不是所求的逆滤波器, 输出信号也就不可能完全再现源信号。仿真试验中取 $H(Z) = 1/(0.8 + 0.2 * Z^{-1})$, FIR 滤波器的阶数为 5, 含有噪声的输入信号延时 2 阶, 当输入信噪比分别为 0dB 与- 15dB 时, 输出信噪比分别为 12. 2dB 与 10. 85dB, 此时影响输出信噪比的更主要的是数据之间的相关性, 而不是输入信噪比。当搜索空间很大时, 要达到全局收敛比较困难, 此时输入信噪比对输出信噪比的影

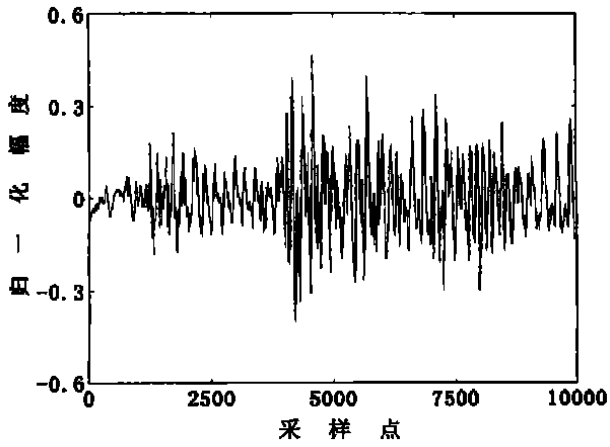


图 2 源信号波形图

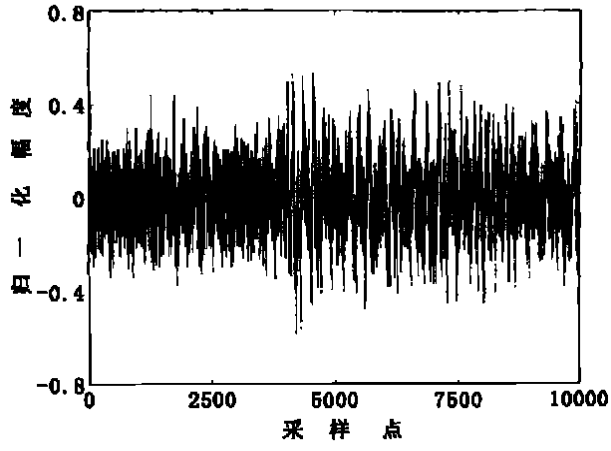


图 3 输入信号波形图(SNR= 0dB)

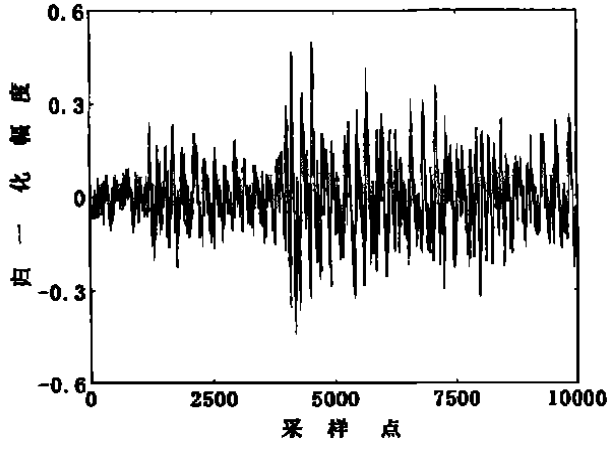


图 4 输出信号波形图(SNR= 7. 2dB)

响就较大。

由此可见遗传算法取得了较好的效果。当然，遗传算法的明显缺点是计算量大，计算时间长。但若有参考信道的先验模型，则个体可以在相应的范围取值，这样就缩小了搜索空间，收敛速度将大大提高。而且遗传算法本身具有并行运算的特点，计算过程简单，如果用硬件并行实现，速度自然会有很大的提高。而且正如引言中所述，在某些实际应用中，如当算法所要调整的是电感、电容等硬件参数时，此时无法得到目标函数的解析表达式，但可以通过观测数据结果得到误差量，此时一些常规的算法便不再适用，而遗传算法不依赖于函数的形式，只需要有误差量的观测结果就可以，从而体现了它特定的应用价值。

参考文献：

[1] Widrow B, et al. Adaptive signal processing[M]. Canada: Prentice-Hall, 1985.

[2] Xu D J, Daley M L. Design of optimal digital filter using a parallel genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 1995, 42(10): 673-675.

[3] Zhang Z, Sathananthan S, Suthaharan S. An improved Wiener filter using genetic algorithm[A]. GALESIA: Second International Conference On Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications[C], 1997. 75-78.

[4] Vertan C, Vertan C I, Buzuloiu V. Reduced computation genetic algorithm for noise removal[A]. Sixth International Conference on Image Processing and Its Applications (Volume: 1)[C], 1997. 313-316.

[5] 陈国良等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996. 5-9.

[6] Goldberg D E, Richardson J. Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization[A]. Genetic Algorithms and Their Applications: Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms[C], 1987. 41-49.

(上接第 17 页)

有影响；另外，从图 12 可以看出，尽管未胶结水泥和胶结水泥的钢板的谱陷位置保持不变，但谱线形态却发生了变化，管外固体介质的存在使谱陷形态变得圆钝，不如管外是液体时尖锐，这是由于声阻抗差异引起的。

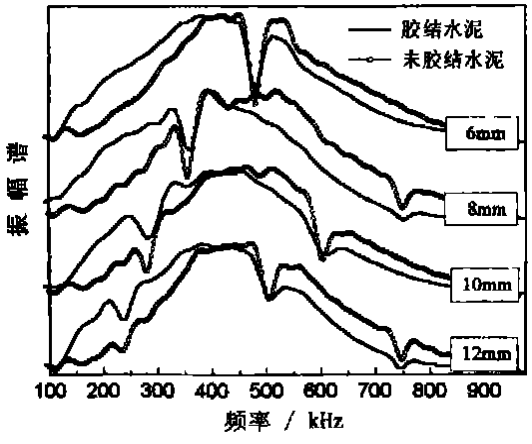


图 12　A 组中的圆柱钢板胶结水泥与未胶结水泥的频谱曲线对比

4　结　论

圆管厚度可由测量从圆管内壁反射的声波信号的谱陷来确定，此谱陷对应圆管的共振频率。本文对 3 组 10 个样品的测试表明，利用超声脉冲反射谱法测量圆管的厚度与实际值一致性很好。恰当的选择反射波时间范围以便获取圆管内的反射波波形并进行频谱分析是本项技术的关键之一。超声波探头的频带越宽，则用此探头测量的圆管的厚度范围越大。由于聚焦探头的声斑比相同直径的普通探头的声斑小，因此使用聚焦探头可以获得更高的空间分辨率。圆管外固体介质的存在基本不影响圆管厚度的测量。

参考文献：

[1] Bob Dennis. Casing corrosion evaluation using wireline techniques[J]. J. Can. Pet. Tech, 1990, 29(4): 100-112.

[2] H. Monrose, S. Boyer. Casing corrosion: origin and detection[J]. The Log Analyst, 1992, 33(6): 507-519.

[3] A. J. Hayman, R. Hutin, P. V. Wright. High-resolution cementation and corrosion imaging by ultrasound[A]. SPWLA 32nd Annual Logging Symposium[C], 1991. 16-19.

[4] A. J. Hayman, P. Parent, G. Rouault, S. Zurquiyah, P. Verges. Developments in corrosion logging using ultrasonic imaging[A]. SPWLA 36th Annual Logging Symposium[C], 1995. 26-29.

[5] 熊宝馨摘译. 套管腐蚀测井技术[J]. 国外测井技术, 1988, 3(5): 97-100.

[6] 余厚全，屈万里，黄载禄. 利用超声脉冲回波检测套管腐蚀和缺陷[J]. 测井技术, 1997, 21(2): 129-132.

[7] 乔文孝，车小花，杜光升. 井下套管厚度评价的方法研究[J]. 测井技术, 2000, 24(6): 403-406.