

基于 GA 的 ANFIS 在自适应噪声消除中的应用

张 芳, 张亚鸣

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘 要:介绍了应用基于 GA 的 ANFIS 的自适应噪声消除的方法,阐述了基本思想和算法实现过程。神经网络采用五层的 ANFIS 网络结构,采用自适应 GA 对模糊规则前件部分的隶属函数参数进行训练,避免了原有 BP 算法极易陷入局部最优的缺点,可获得全局最优解,用 BP 算法来调节和优化具有局部性的推理规则结论部分的权值。应用结果表明了该方法的有效性,收敛速度更快、误差更小,滤波率达到了预期要求。

关键词:自适应;模糊;神经网络;遗传算法;信号;噪声

中图分类号:TP18

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2007)05-0052-03

Application of Adaptive Noise Cancellation with ANFIS Based on GA

ZHANG Fang, ZHANG Ya-ming

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Application of adaptive noise cancellation with ANFIS based on GA is presented, explains its main idea and the implementation procedure of the algorithm. The neural network is based five layer ANFIS network, the study of the parameters of subjection function of the foregoing part of the fuzzy rulers adopts adaptive GA, avoiding the shortcoming of BP algorithm which is easy to fall to part optimum and can get the whole optimum. With BP algorithm regulates and optimizes the joint value of the conclusion part of the fuzzy rulers, which has the partial characteristic. Its application result indicates this method is validity, with faster simulation rate, less error, and the rate of noise filter reaches expected value.

Key words: adaptive; fuzzy; neural networks; genetic algorithm; signal; noise

0 引 言

人们在语音通信过程中不可避免地会受到来自周围环境、传输媒介引入的噪声、通信设备内部电噪声,乃至其他讲话者的干扰。这些干扰最终将使接受者收到的语音已非纯净的原始语音信号,而是受噪声污染的语音信号。为了得到比较纯净的语音信号以提高通信质量,一个主要的目标就是消除噪声。文献[1~4]介绍了基于 ANFIS(adaptive neural-fuzzy inference systems)的自适应噪声消除的方法,采用的是单独的 BP(back propagation)算法或者与最小二乘法结合的方法来对参数进行调节,而基于梯度法的 BP 算法有两个明显的缺点:(1)缺乏全局性,有可能仅优化到局部极值;(2)收敛性依赖于初始状态的选择。GA(genetic algorithm)作为一种基于生物进化过程的随机搜索的全局优化方法,通过交叉和变异能大大减少初始状态的

影响,使搜索得到最优结果而不停留在局部最小处。在噪声消除领域中,基于 GA 的 ANFIS 技术也是一个新的尝试。

1 基于 GA 的 ANFIS

为了发挥 GA 和 BP 算法各自的长处,可用 GA 优化具有全局性的参数,用 BP 算法调节和优化具有局部性的参数。这两种算法综合使用,有效地提高了 ANFIS 的自学习性能和鲁棒性。

采用 5 层的前向网络(如图 1 所示)来实现模糊推理和学习算法。它的前提部分采用了 Gauss 型铃型隶属函数,其中心参数和宽度参数是全局性的量,采用 GA 来调整和优化;而推理规则的结论部分中的权值较多地具有局部性,采用 BP 算法来调节。假定有两个输入变量,各输入量的模糊分割数是 3,而前 4 层的连接权值全部恒为 1。则主要用 BP 学习最后一层的连接权,以及用 GA 搜索第二层隶属函数的中心值和宽度的全局最优解。每一层的输入与输出之间具体的函数关系参考文献[5]。

收稿日期:2006-07-19

作者简介:张 芳(1981-),女,湖北咸宁人,硕士研究生,研究方向为智能信息处理技术;张亚鸣,副教授,研究方向为模糊控制、智能控制、工业过程控制等。

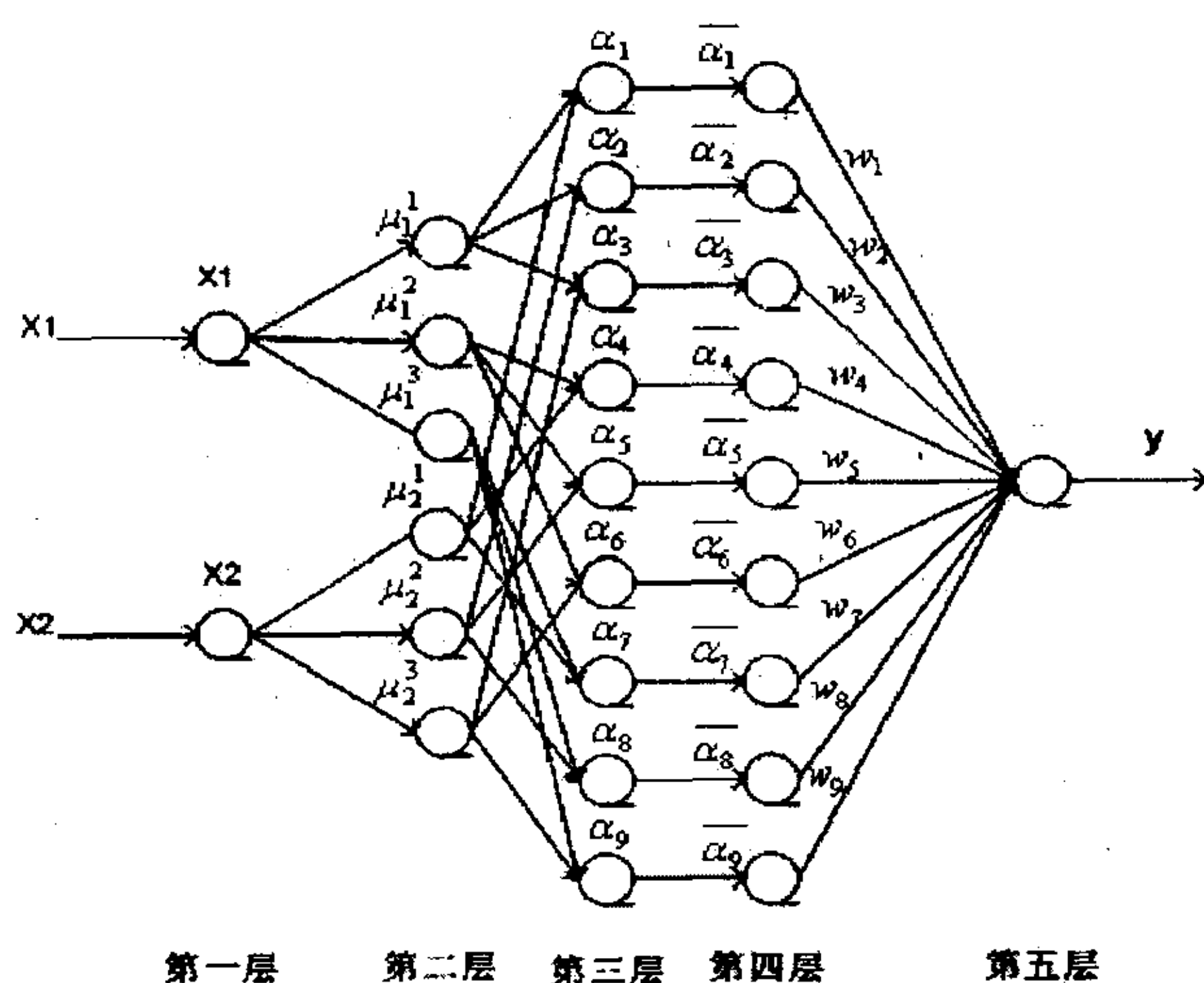


图1 ANFIS网络结构

2 GA与BP算法结合的学习算法

(1) 初始种群。

标准GA中采用的是二进制编码,虽然二进制编码操作简单,交叉、变异算子容易实现,但当用于多维高精度数值问题时,自变量较多,则染色体的长度就会偏长,导致搜索空间增大,从而降低了搜索效率,另外,即使所需网络节点不多,虽可采用二进制编码,但又将其转化为实数,引入量化误差,使参数变化为步进。有鉴于此,采用实数编码对第二层隶属度函数的12个参数(取值范围均在 $[1, 10]$)进行编码,这12个元素构成一个浮点数向量,即一个染色体,设定初始种群数为40。

(2) 计算适应度。

GA用来搜索最优的模糊隶属度函数的参数,使得 $\min E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p (t_i - y_i)^2$, 其中 t_i 和 y_i 分别表示期望和实际输出, p 表示样本数,则设定适应度函数 $f = 1/E$ 。

(3) 遗传操作。

① 选择算子:传统GA的计算结构采用串行处理方式,即先交叉,后变异,再进行选择,这种串行算子可能破坏交叉算子所产生的较优个体,影响收敛速度。这里采用交叉和变异并行处理的方式,即将交叉、变异算子分别对父代个体进行操作,产生交叉子代和变异子代,然后采用两两竞争策略,在交叉子代、变异子代和父代较优个体库选出较优个体形成新的子代群体。这样,既充分保留了父代个体好的基因模式,保持了交叉寻优的速度,又降低了变异算子的破坏力,同时保证种群多样性,提高GA的寻优性能。

② 交叉算子:采用自适应凸交叉算子。令父代染色体为:

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_m],$$

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_n],$$

则两个子染色体为 $X' = aY + (1-a)X$, $Y' = aX + (1-a)Y$, 其中, a 是一个由进化代数决定的变量,初始值取0.5,每一代令 $a(k+1) = 0.98a(k)$ 。使用这种策略,可以使在搜索初期时,在较大范围内产生新个体,在搜索后期不至于过多地破坏好的个体。

③ 变异算子:采用动态变异算子进行变异。令父代染色体为: $X = [x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_m]$ 。若变异量为 x_k , 则 $x_k' = x_k + \Delta(t, a)$, $\Delta(t, a)$ 随代数 t 增加而趋于0,并有如下形式: $\Delta(t, a) = a(1-t/T)^b$, 其中, a 是0和1之间的随机数, T 为最大代数(遗传代数取20), b 为参数。函数 $\Delta(t, a)$ 返回 $[0, a]$ 之间的一个值,并且 $\Delta(t, a)$ 随 t 增加而趋于0(t 是代数)。函数的这个性质使得初始迭代时,搜索均匀分布在空间,而到后期则分布在局部范围内,不至于破坏后期产生的优良个体。

(4) 将新群体已获得的最优个体的值作为隶属度函数的中心值 c 及宽度 σ , 保持它们不变,采用BP算法对权值 W 进行若干次学习,具体次数同样视具体问题而定,这里取16次。

BP算法是一个很有效的算法,但它存在局部极小问题和学习算法收敛速度慢等问题。为此,在这里采用引入了动量法和学习率适应调整的BP算法。动量法可以降低网络对于误差曲面局部细节的敏感性,有效地抑制网络陷入局部极小。标准BP算法实质上是一种简单的最速下降静态寻优算法。在修正 $W(k)$ 时,只是按照 k 时刻的负梯度方式修正,而没有考虑到以前累积的经验,即以前时刻的梯度方向。从而常常使学习过程发生振荡,收敛缓慢,采用动量法实际是

$$W(k+1) = w(k) + a[(1-\eta)D(k) + \eta D(k-1)]$$

$$D(k) = \frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{\partial E}{\partial y_i} \cdot \frac{\partial y_i}{\partial w_i} =$$

$$\frac{\partial \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (t_j - y_j)^2}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial \sum_{i=1}^m w_i a_i}{\partial w_i} =$$

$$- \sum_{j=1}^p (t_j - y_j) \cdot a_i$$

其中 $E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p (t_i - y_i)^2$, t_i 和 y_i 分别表示期望和实际的输出, p 表示样本数。

$w(k)$ 既可表示单个权值,也可表示权值向量; $D(k)$ 为 k 时刻的负梯度; $D(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的负梯度; a 为学习率, $a > 0$; η 为动量因子, $0 < \eta < 1$ 。

这种方法所加入的动量项实质上相当于阻尼项,它减少了学习过程的振荡趋势,从而改善了收敛性。

自适应调整学习率有利于缩短学习时间。标准 BP 算法收敛速度慢的一个重要原因是学习率选择不当,学习率选得太小,收敛太慢;学习率选得太大,则有可能修正过头,导致振荡甚至发散。采用自适应调整学习率的算法:

$$W(k+1) = W(k) + a(k)D(k)$$

$$a(k) = 2^\lambda a(k-1)$$

$$\lambda = \text{sign}[D(k)D(k-1)]$$

当连续 2 次迭代其梯度方向相同时,表明下降速度太慢,这时可使步长加倍;当连续 2 次迭代梯度方向相反时,表明下降过头,这时可使步长减半。采用动量法和学习率自适应调整法,BP 算法得到了很大的改进。

(5)判断误差 E 是否达到要求,若没有达到要求则返回(2),直到满足性能指标为止。

综上所述可得流程图如图 2 所示。

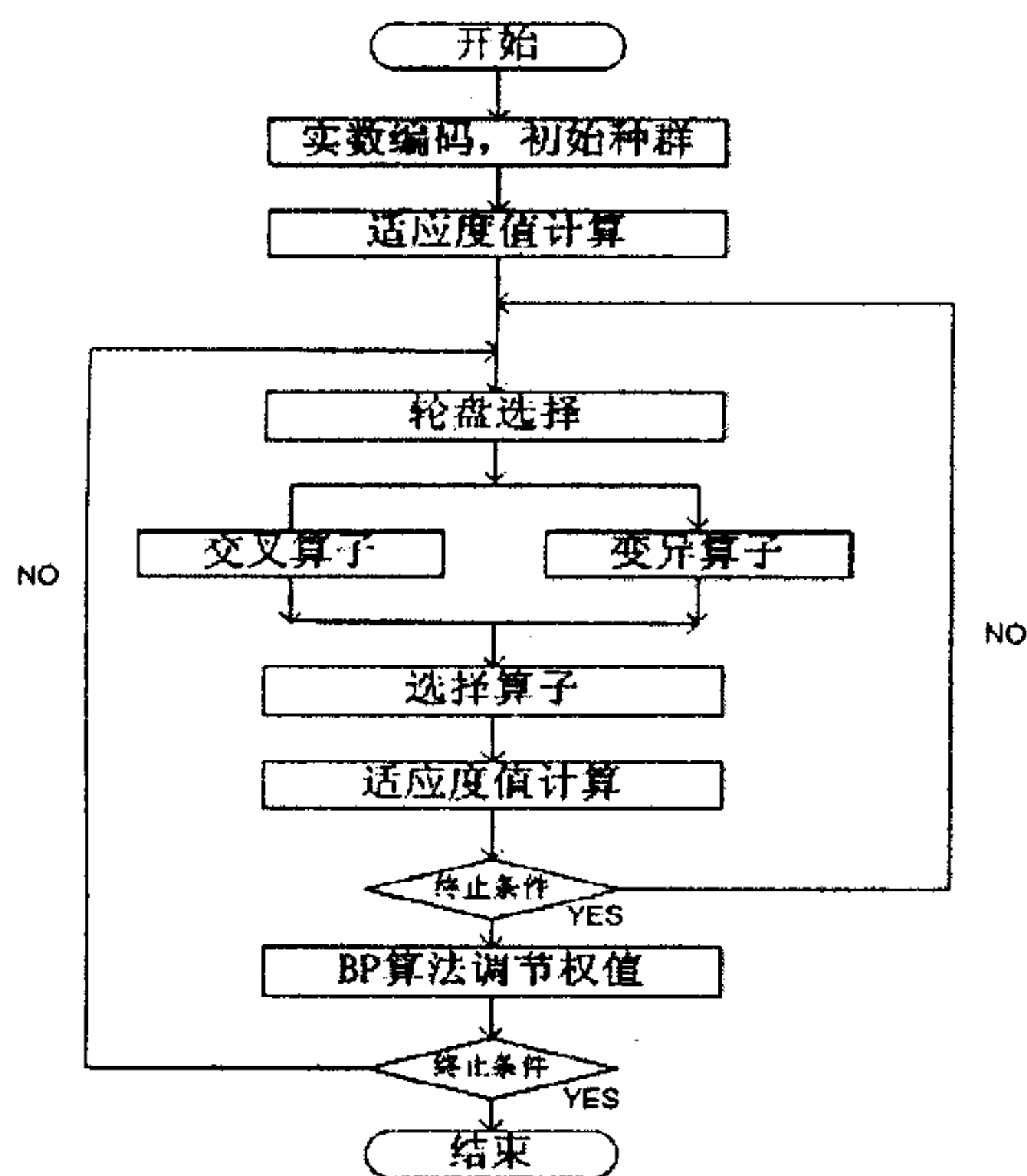


图 2 流程图

3 基于 GA 的 ANFIS 在自适应噪声消除中的应用

在信号检测中通常会遇到信号淹没在噪声中,当这种噪声为高斯白噪声时,可以采用线性滤波的方法;当噪声为有色噪声时,最好采用非线性滤波。有色噪声可看作白噪声经过非线性动态后产生的,我们所能得到的是信号与有色噪声的混合和噪声源分量,信号滤波的目标是消除噪声,提取有用的信号。这里利用基于 GA 的 ANFIS 对非线性动态进行建模,并利用基于 GA 的 ANFIS 复现有色噪声,然后从测量信号中消去有色噪声就可得到有用的信号。噪声消除的模糊滤波原理如图 3 所示。

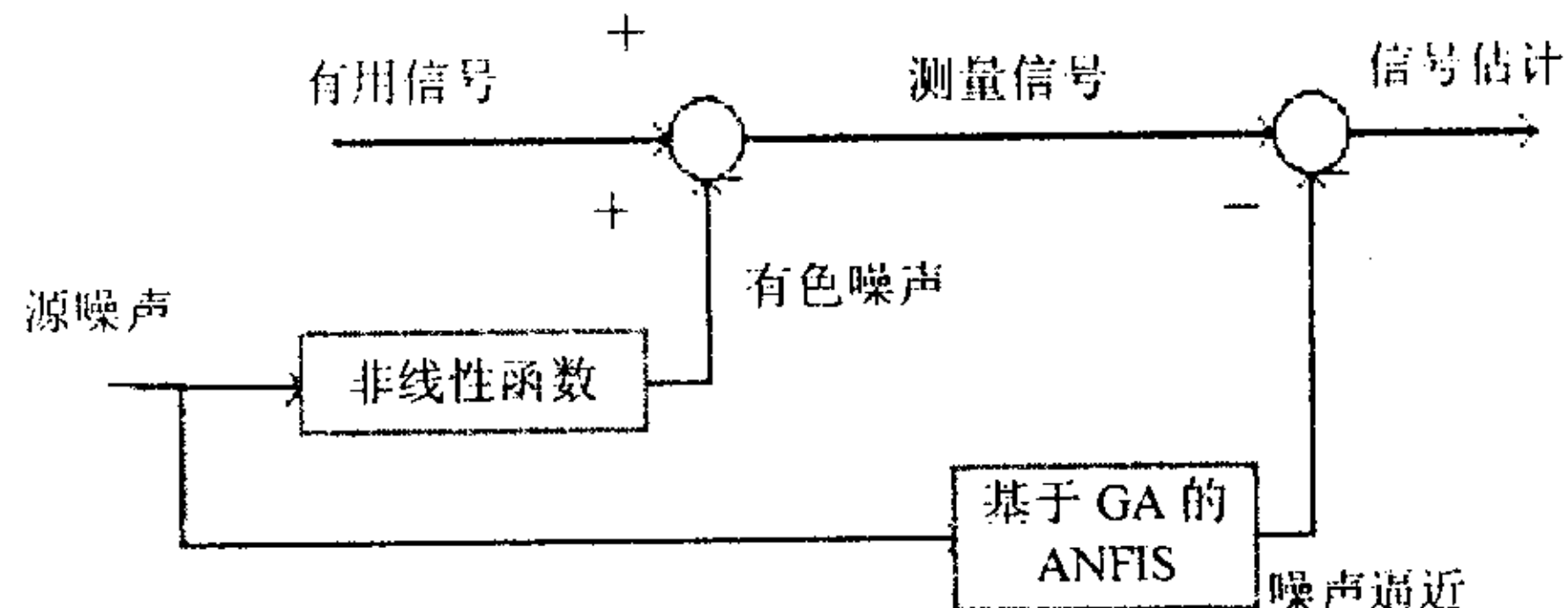


图 3 噪声滤波器结构框图

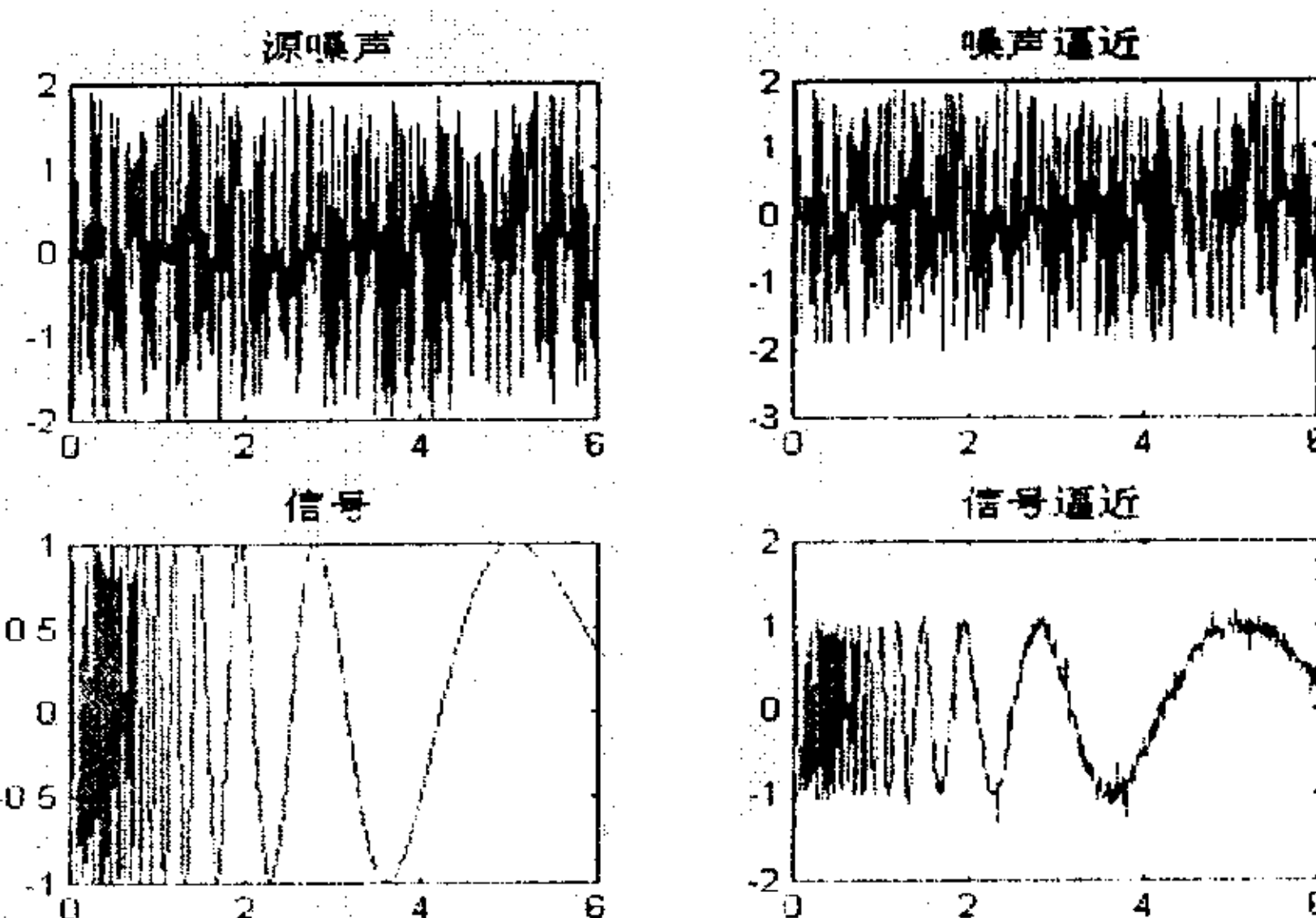
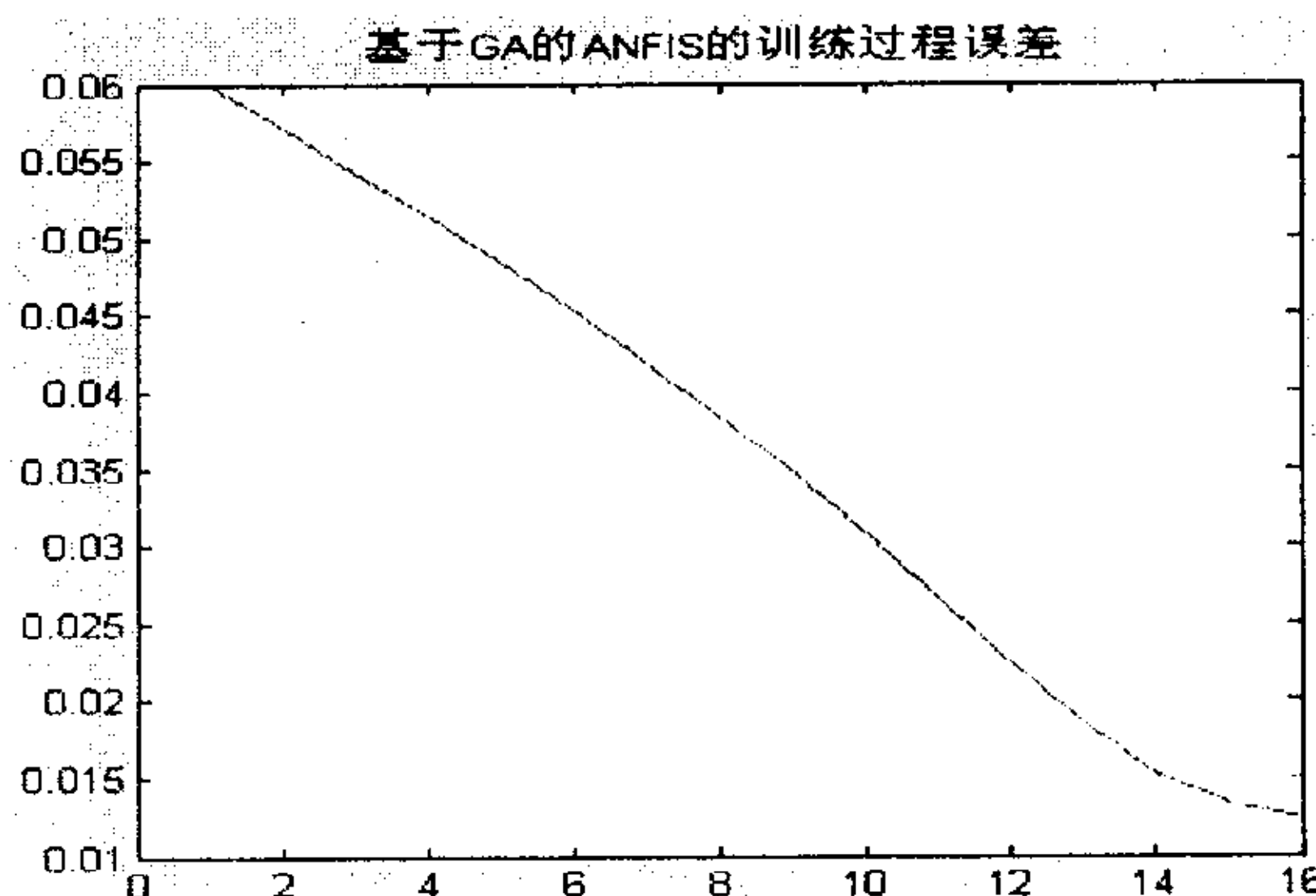
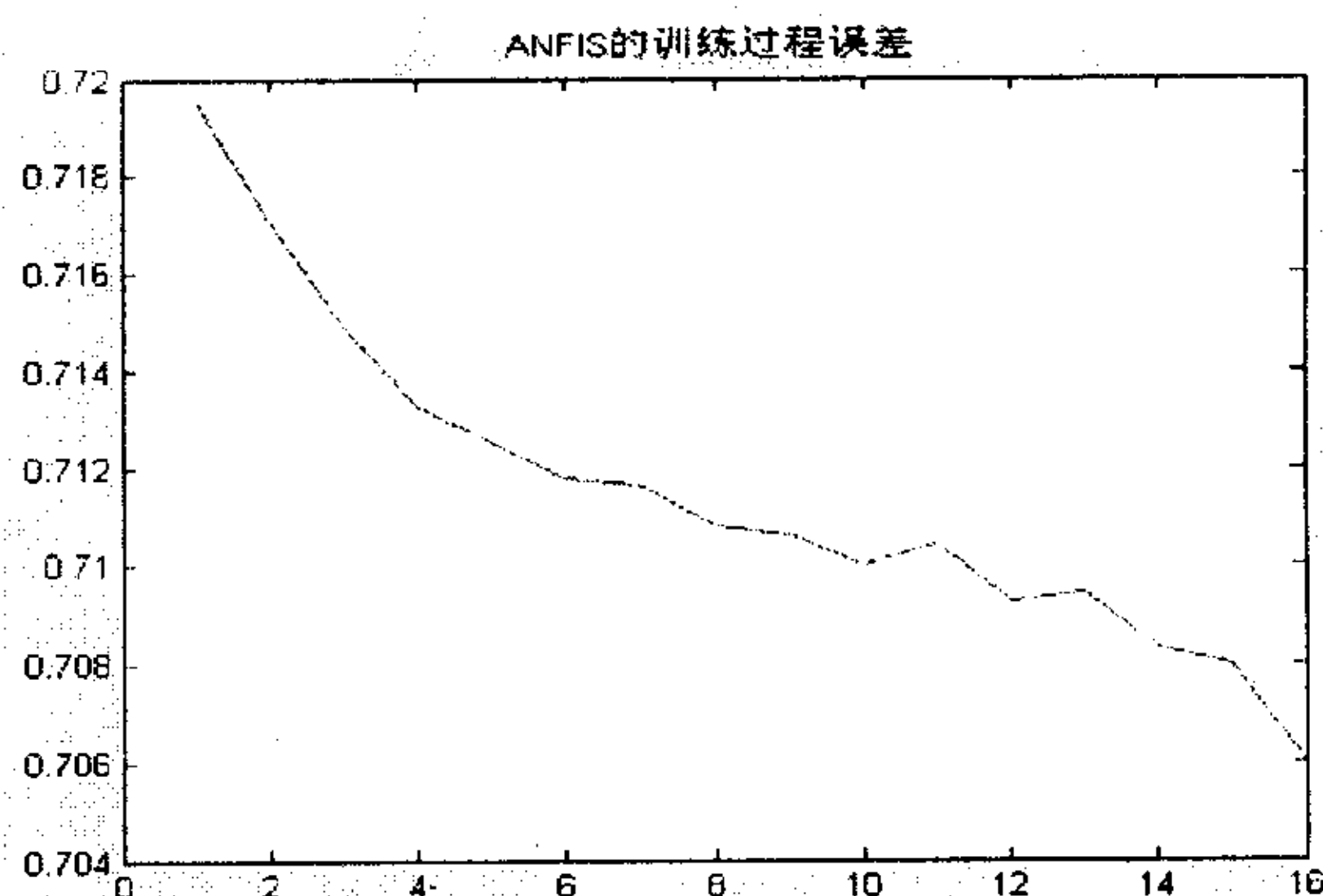


图 4 仿真结果

基于 GA 的 ANFIS 用于逼近有色噪声,其输入为噪声 $n(k)$ 和 $n(k-1)$,训练数据中的输出原本应为有色噪声,但是不能直接得到它。这里可以用测量信号 $x(k) = f(n(k), n(k-1)) + s(k)$ 来代替,这里因为假定有用信号 $s(k)$ 与噪声不相关,基于 GA 的 ANFIS 的训练试图使其输出逼近于 $x(k)$,它可以对未知的非

(下转第 58 页)

```

.....
return SuppliersDataSet;
}
}

```

(2) 创建 Web 服务客户机。

下面介绍如何在 ERP 系统中使用上面建立的 Web 服务。

首先要为在 SCM 系统中创建的 SuppliersService Web 服务创建代理。在 Visual Studio.NET 开发环境中右击解决方案资源管理器中的“引用”，选择“添加 Web 引用”，然后需要在地址栏中输入 Web 服务的 URL，再按回车键并单击“添加引用”。这样，代理就创建好了，在程序中直接引用即可^[5]。下面给出关键代码：

```

.....
// 创建 SuppliersService 的一个新实例
SuppliersService supService = new SuppliersService.WebService.
SuppliersService();
Dataset suppliersDs = supService.GetSuppliers();//返回符合条件的
的供应商信息
.....

```

(上接第 54 页)

线性函数 $f(n(k), n(k-1))$ 进行建模，但对有用信号 $s(k)$ 无能为力，因此最终得到的是有色噪声的逼近。最后可从测量信号中将有色噪声消去。

为了全面地评价基于 GA 的 ANFIS 的逼近性能，这里设计了两个算法程序，即一般的 ANFIS 算法程序（算法一）和基于 GA 的 ANFIS 的算法程序（算法二）。每一个算法程序循环 16 次。实验中设有用信号为 $s = \sin(40/time)$ ，有色噪声为白噪声，通过下列非线性函数后产生： $d(k) = f(n(k), n(k-1)) = 4n(k-1) * \sin(n(k)) / (1 + n(k-1)^2)$ ，设定输入时间 $time$ 的范围为 $[0, 6]$ ，实验中选取了 601 对数据进行训练，其中算法二模糊分割数为 3，初始种群数为 40，遗传代数取 20，循环次数为 16，两个算法仿真结果的误差及算法二的噪声滤波情况如图 4 所示。

应用结果表明，基于 GA 的 ANFIS 与一般的 ANFIS(BP 学习算法)相比，误差(指样本的误差平方和的一半)收敛速度更快，精度更高。并且只要继续学习，误差可进一步降低。而一般的 ANFIS 极易陷入局部极小值，反映在训练若干步后，如果继续学习误差(指所有样本的误差平方和的一半)反而增大，虽然可调整学习率来滑过局部极值点，但要获得合适的学习率需多次反复实验。由此可见，遗传算法是随机搜索的全

5 结 论

Web 服务的最大特点是具有真正意义上的平台独立性和语言独立性。EAI 是实现企业内部和企业之间信息共享的最有效途径。基于 Web 服务技术的 EAI 集成方案，具有很好的扩展性、重构性和柔性，可以方便地实现各种应用系统的集成。Web 服务是一种崭新而优越的应用集成技术，同时，Web 服务本身也处于发展和成长中，还有相当多的问题没有得到彻底解决，还需进一步的深入研究。

参考文献：

- [1] 余腊生,周旭宇.基于 Web Services 的企业应用集成技术研究[J].企业技术开发,2005,24(10):20-21.
- [2] 杜占河,张新元,和征,等.基于 Web Services 的跨企业应用集成框架[J].情报杂志,2006(2):29-30.
- [3] 柴晓路,梁宇路.Web Services 技术、架构和应用[M].北京:电子工业出版社,2003.
- [4] 孙长俊,周晓峰.基于 Web Services 的企业应用集成模型[J].计算机技术与发展,2006,16(5):209-210.
- [5] Basiura R,Batongbacal M.ASP.NET Web 服务高级编程[M].北京:清华大学出版社,2002.

局优化方法,可以搜索得到最优结果而不停留在局部最小处。

4 结 论

基于 GA 的 ANFIS 结合了 GA 和 BP 算法的优点，充分利用遗传算法的全局最优性在大范围内搜索可能的极值，利用 BP 算法沿误差最速下降方向在局部搜索最优解，从而达到了全局最优与局部搜索的有机结合，仿真结果表明基于 GA 的 ANFIS 收敛速度更快、误差更小、有效性更高。

参考文献：

- [1] 伦淑娴,张化光,李英顺,等.基于自适应模糊神经网络的噪声抵消器[J].仪表技术与传感器,2003(20):14-16.
- [2] 李炯,黄树彩,王建勋.基于 MATLAB 神经模糊的自适应噪声消除[J].计算机应用,2002(10):55-57.
- [3] 刘剑鸣.ANFIS 在非线性系统建模与消噪中的应用[J].计算机测量与控制,2004,12(10):954-957.
- [4] 孙增析.模糊神经网络及其在系统建模与控制中的应用[J].南京化工大学学报,2000(4):1-5.
- [5] 李国勇.智能控制及其 MATLAB 实现[M].北京:电子工业出版社,2005.