

神经网络和小波变换融合算法的去噪研究^①

江华丽¹, 王平²

¹(福建师范大学 闽南科技学院, 泉州 362332)

²(福建师范大学 医学光电科学与技术教育部重点实验室, 福州 350007)

摘要: 传统小波变换阈值选取采用软阈值和硬阈值方法, 这两种阈值方法都存在自身局限性, 软阈值方法处理后的系数存在偏差, 影响信号的稳定性和连续性, 硬阈值方法在处理语音信号时易导致 pseudo—Gibbs 现象, 滤波效果粗糙。根据经验公式确定阈值方法存在不确定性, 因此本文通过改进的神经网络遗传算法和小波变换算法进行融合, 确定最佳阈值, 通过去噪实验证明该融合算法的可行性。

关键词: 软阈值; 硬阈值; 遗传算法; 融合算法

Devoicing Algorithm Based on Neural Network and Wavelet Transform

JIANG Hua-Li¹, WANG Ping²

¹(Minnan Institute of Science and Technology, Normal University, Quanzhou 362332, China)

²(Key Laboratory of medical optoelectronic science and technology, Fuzhou 350007, China)

Abstract: Aiming at the traditional wavelet transform threshold, the soft threshold and hard threshold method are adopted. The two threshold methods have their own limitations. There is a deviation in the processing of the soft threshold method, which affects the stability and continuity of the signal. The hard threshold method can easily lead to Gibbs-pseudo in processing speech signals. According to the empirical formula, the threshold method is uncertain, so the fusing algorithm based on neural network genetic algorithm and wavelet transform is put forward. The feasibility of the fusion algorithm is demonstrated by experiments.

Key words: soft threshold; hard threshold; genetic algorithm; fusing algorithm

1 引言

在通信过程中, 语音信号会受到其它信号的干扰, 例如通信设备中存在的电噪声、传输媒介引起的不同噪声、周围环境也存在很多不可避免的噪声。对于去噪滤波的方法通常采用移动平均法, 曲线拟合, Fourier 变换, 信号微分等。例如 Fourier 去卷积, 是一种非常有效的方法, 但是此方法只适用于信号和噪声频带重叠部分非常小或者完全分开的情况, 通过滤波的方法将信号和噪声分开。实际中信号谱和噪声谱是任意重叠的, 用这种滤波方法根本无法达到有效去除噪声并提取有用信号的目的。在实际应用中, 传统方法忽略语音信号的细节, 小波分析理论^[1-8]是在 Fourier 变换的基础上发展起来的一种新的数学理论和方法,

被称为数学分析的“显微镜”。小波阈值方法是通过细分小波系数降低噪声, 但信号自身存在特殊性, 容易当做白噪声过滤掉, 在保留原始信号和消除噪声之间存在矛盾^[1], 阈值大小的计算和阈值函数的选取将直接影响去噪的效果, 传统的阈值函数存在一定缺陷, 使得噪声消除得不够干净, 影响波形失真, 为了克服这两中函数的缺陷, 很多文献提出改进方法。

文献[1]提出一种边缘检测和小波变换相结合的融合方法。该方法在传统小波变换的基础上, 选择 Canny 算子对行边缘检测, 对高频子带采用边缘检测, 将边缘点完整保留, 再进行小波逆变换重构融合图像; 文献[2]提出双树复小波变换, 在保留复小波变换其他诸多优良特性的同时, 通过采用双树滤波的形式, 保

① 基金项目:福建省教育厅项目(JB11266)

收稿时间:2015-09-14;收到修改稿时间:2015-10-26

证完全重构性,该方法进行滤波可以避免对信号和噪声频率特性和统计特性进行估计,从而大大减少滤波的复杂程度,适用于具有局部一致方向性的各类图象;文献[3]提出基于可调 Q 因子小波变换的语音增强算法,提出一种新的阈值函数,该方法在去噪效果和提高了语音可懂度方面均有一定的改善.本文采用小波变换结合神经网络算法训练确定最佳阈值,在混有噪声的信号中提取原始信号,是一种效果较好的去噪方法,具有很强的实际意义.

2 小波去噪

2.1 小波去噪的基本原理

小波是满足一定条件的函数通过平移和伸缩而产生的函数族^[2]:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

其中 $a, b \in R, a \neq 0$, a 是用于控制伸缩的变量,称为尺度因子, b 是用于控制平移的变量,称为平移因子, $\psi(t)$ 称为小波母函数.小波变换(WT)可以定义为某函数或信号 $f(t) \in R^2$ 在小波上的投影,即 $f(t)$ 和 $\psi(t)$ 的内积

$$W_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (2)$$

小波变换的反变换可表达为:

$$f(t) = \frac{1}{C} \int_R \int_R W_f(a,b) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} \frac{da db}{a^2} \quad (3)$$

其中 $C = \int_R \frac{\overline{\psi(w)} \psi(w)}{w} dw$, $\overline{\psi(w)}$ 是 $\psi(t)$ 的傅里叶变换.

离散小波变换为:

$$\begin{cases} a = a_0^m \\ b = n a_0^m b_0 \end{cases} \quad (4)$$

$(m, n \in Z, a_0 \neq 0)$

则式(1)和式(2)的离散形式可以表示为:

$$\begin{aligned} \psi_{m,n}(t) &= a_0^{\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m} t - n b_0) \\ C_{m,n}(f) &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{\psi_{m,n}(t)} dt \end{aligned} \quad (5)$$

处理后的信号同原始信号相比较,处理后整条曲线的统计特性 Ta :

$$Ta = \sum_{i=1}^n \sqrt{\left(y_{i(simulation)} - y_{i(theory)}\right)^2} \quad (6)$$

2.2 小波去噪模型建立

假设一个原始信号为 $f(n)$, 噪声叠加后为 $g(n)$, 信号模型可以表示为:

$$g(n) = f(n) + \sigma \cdot e(n) \quad (7)$$

式中: $e(n)$ 为噪声; σ 为噪声强度. 最简单的情况下 $e(n)$ 为高斯白噪声, 且 $\sigma=1$. 小波变换就是要抑制 $e(n)$ 以恢复 $f(n)$, 从而达到去除噪声的目的, 去噪模型如图 1.

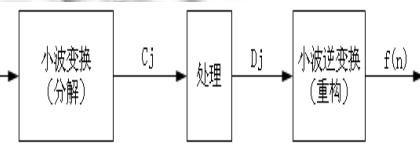


图 1 去噪模型图

在实际工程中,有用信号通常表现为低频信号或较平稳的信号,噪声信号则表现为高频信号,所以去噪过程可按以下方法进行处理.首先对实际信号进行小波分解变换,选择小波并确定分解层次为 M ,则噪声部分通常包含在高频中.然后对小波分解的高频系数进行门限阈值量化处理.最后根据小波分解的第 M 层低频系数和经过量化后的 $1 \sim M$ 层高频系数进行小波重构,达到消除噪声的目的,即抑制信号的噪声.

2.3 去噪小波函数及关键技术分析

DbN 系列^[3]融入 Mallat 算法的核心思想,去噪后的曲线呈现阶梯形,haar 函数具有阶梯状,所以随着长度的逐渐增加,小波的光滑性逐渐改善,过滤效果好,但是局部性会逐渐下降,其中 db7 和 db8 的滤波效果最好,体现正交小波的紧支集和平滑性.SymN 系列小波分解不同层次去噪后的曲线和原始曲线效果不同,SymN 系列是对 dbN 函数的一种改进,对称性要优于 dbN 系列.CoifN 系列由 daubechies 构造的函数,具有较好的对称性.信噪比的大小与分解层数密切相关,但是并非信噪比越小,小波分解的层数也要越多,因为如果分解的太多,高频部分将会出现波动,低频信号也逐渐变矮,有用信号被划分到高频部分,从而发生信号的丢失.小波系数进行阈值处理,有两类的阈值处理方法:硬阈值法和软阈值法.阈值处理方法是把小波系数的绝对值和阈值 T 进行比较,处理后的小波系数进行重构信号,软阈值方法处理后的系数存在

偏差,影响信号的稳定性和连续性,硬阈值方法在处理语音信号时易导致 pseudo—Gibbs 现象,滤波效果粗糙.去噪后经处理后与原信号的均方根误差 Ta 越小,信噪比(S/NR)越大,光滑性越好.由原始信号确定阈值,使用 `wnoisest()`函数计算得到 σ 值,得到信号噪声强度,再根据下式来确定各层阈值.

基于样本估计的阈值选取,有如下四种选项^[4]:
 (1)Rigrsure 阈值选择规则,采用史坦(Stein)的无偏似然估计原理进行阈值选择,对于给定的阈值 T ,得到它的似然估计,再将似然 T 最小化,就得到所选的阈值,是一种软件阈值估计;
 (2)Sqrtwolog 阈值选择规则,采用固定的阈值形式估计, $T = \sqrt{2 \log(n)}$ n 为信号长度;
 (3)Heursure^[5]阈值选择规则是一种启发式阈值选择,是无偏似然估计和固定阈值估计原则的折中,如果信噪比很小,按无偏似然估计原则处理的信号噪声较大,在这种情况下,改用固定阈值形式;
 (4)Minimaxi^[6]阈值选择规则用极大极小原理选择的阈值,它产生一个最小均方误差的极值,统计学上,这种极值原理用来设计估计器,因为被消噪的信号可以看作与未知回归函数的估计器相似,可以在给定的函数中实现最大均方误差最小化.

3 融合算法实现

3.1 算法实现步骤

本设计采用神经网络遗传改进算法,小波分解选择小波并确定分解层次为 M ,得到小波变换之后的逼近部分 C^j 和细节部分 D^j ,各层细节的阈值 T^j 再通过神经网络算法进行归类和判定,其中对遗传算法操作算子做改进.

遗传算法^[6,7]的思想首先是源于生物学中的遗传变异现象,它和生物学中遗传变异的原理是一样的,遗传算法首先从个体出发,个体表示的是带有基因特征的,用于组成群体的一部分实体,编码和解码是个相互对应的过程,编码的目的是按照一定的模式进行编码,体现数据的统一性,而解码是对输出结果的解释,解码的数据才能够体现数据的精确性和有效性.这些种群的变化历程就是生物学中进化论的内容,种群的变化是要经过繁殖和变异,始终保持不断的变换,进化的过程中有一定的生存环境,适应环境要求的就会继续生存,不适应环境要求的就会死亡.在大量的邮件特征种群中,要定义生存环境的条件,用一定的

适应度函数来选取数据,适应度函数的选取是要一定根据的,或者通过实验来验证适应的结果,定义准确时能够很快收敛,不会让数据产生早熟或不成熟的结果.

实现步骤如下几点:

① 对带噪信号进行小波变换,小波分解设定各层细节的阈值 T^j .

② 建立神经网络模型,把小波阈值作为输入值建立训练样本集,以设定的种群规模 N 随机产生初始种群,设置所有参数.

③ 计算学习误差,求解每个个体对应的实际输出值,确定适应度值,种群配对后进行交叉变异操作,通过经前向传播算法求网络实际输出,学习误差和适应度值通过计算,进行 BP 算子操作,修改最优个体中的网络权值及阈值,得到新最优个体,计算新最优个体对应网络的学习误差和适应度值,并将其替代原来的最优个体.在定义适应度函数时,应保证网络综合性能越高,适应度值越大,提出如下改进的适应度函数表达式: $f = ae^{-(bx+E+\alpha n_h)}$, a 、 b 为常数, b 为网络误差系数.

④ 采用拟牛顿 LM 算法,对网络的权值及阈值进行梯度下降法训练.判断误差是否小于指定的网络期望误差 E_{\min} .均方误差

$$E = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^p E^p = \frac{1}{2p} \sum_{p=1}^p (d^p - o^p)^2 = \frac{1}{2p} \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^l (d_k^p - o_k^p)^2$$

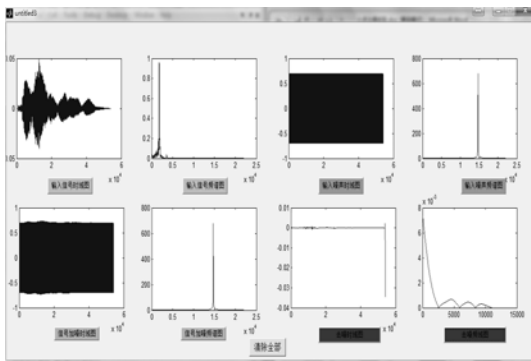
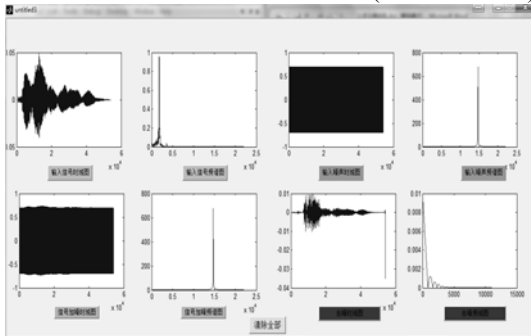
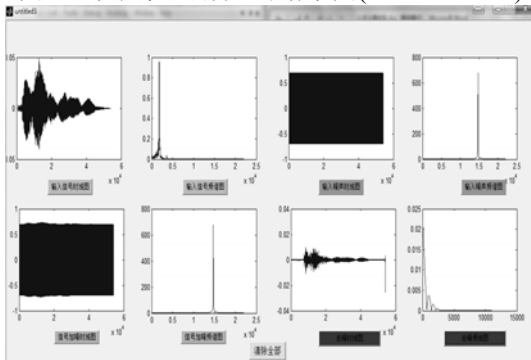
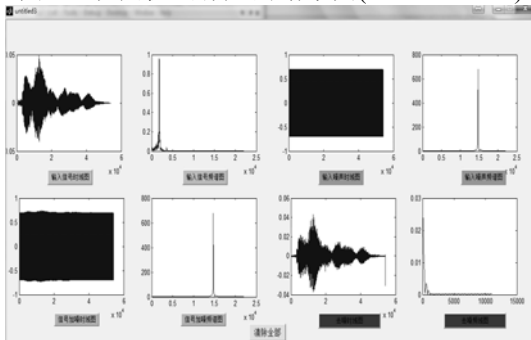
可用来表示网络的逼近能力.

⑤ 对信号分解后的各级系数进行适当处理,对第 1 到第 M 层的小波系数,选择神经网络确定后的最佳阈值,对每一级的小波系数进行阈值量化处理.

⑥ 最后进行小波逆变化,对量化处理后的各级小波系数进行信号的小波重构.

3.2 小波去噪仿真分析

本次采用 MATLAB R2009a 软件对本文算法进行仿真,语音信号格式为 WAV 格式,加入噪声为典型的高斯白噪声,利用 Hamming 窗对含噪语音进行分帧,对每帧含噪语音进行小波分解,文献[3]中提出选取最佳值分层系数的方法,经过多次训练实验中选取最佳值分层系数 $m=5$,分解到第 5 层,处理后的信号与原信号差异程度最小,后面继续分解反而增大,说明分解层数不应过大,实验结果证明该算法的有效性.

图2 传统方法去噪后的结果图($Ta=7.741616$)图3 软阈值去噪后的结果图($Ta=7.715821$)图4 硬阈值去噪后的结果图($Ta=7.520013$)图5 改进方法去噪后的结果($Ta=6.990095$)

实验仿真图中第一行图为输入信号时域和频域图, 以及输入噪声时域和频域图, 第二行图为信号加噪后

时域和频域图, 以及去噪后的时域和频域图. 信号通过时域和频域图进行分析和对比, 图中很明显的看出不同去噪方法的效果.

通过主观听音可以很明显的区别纯净信号, 带噪信号, 过滤后的信号, 实验结果表明该方法能较好地消除噪声的干扰, 从带噪语音信号中提取原始语音信号, 同时保持语音信号较好的可懂度. 从图1到图5去噪后的时域图和频域图中对比得知, Ta 越小, 噪声还原得越干净, 曲线平滑, 波形不失真, 减少毛刺现象.

4 总结

小波去噪后的效果取决于去噪后的信号应该和原信号是否有同等的光滑性, 信号经处理后与原信号的均方根误差 Ta 越小, 效果越好. 为了在一定程度上消除噪声对信号的影响, 本文提出用改进的神经网络算法处理小波阈值, 自适应调节阈值大小, 有效克服软硬阈值函数的缺陷. 改进神经网络算法中的适应度函数, 确定小波变换阈值大小, 去噪后的波形较平滑, 能够较好地保留信号原有的细节信息, 去噪性能较好.

参考文献

- 1 张丽丽, 苏训, 陈鑫等. 基于边缘检测和小波变换的遥感图像融合算法. 大庆师范学院学报, 2014, 34(6): 24-27.
- 2 刘文涛, 陈红, 蔡晓霞, 刘俊彤. 基于双树复小波变换的信号去噪算法. 火力与指挥控制, 2014, 39(12): 84-87.
- 3 殷明, 孔冉冉. 基于可调Q-因子小波变换的语音增强算法. 计算机应用研究, 2014, 31(11): 3316-3319.
- 4 赵季红, 雷佩, 王伟华等. 基于小波变换的 RLS 波束成形算法研究. 电信科学, 2015, 29(3): 109-111.
- 5 陆莹, 牛蕊, 王伟等. 基于小波变换的图像边缘提取算法. 测绘与空间地理信息, 2015, 38(3): 21-24.
- 6 王平, 江华丽. 基于神经网络的混合算法研究. 微计算机应用, 2010, 5: 7-10.
- 7 江华丽. 基于遗传算法的有源消声系统设计. 电子测量技术, 2012, 9: 50-52.
- 8 任永梅, 张雪英, 贾海蓉. 一种新阈值函数的小波包语音增强算法. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 114-137.