

基于不对称高斯调制模型的超声回波参数估计

周 方, 张小凤

(陕西师范大学 物理学与信息技术学院, 陕西 西安 710062)

摘 要:该文将用于连续函数优化的蚁群算法成功应用到超声回波参数估计中, 根据不对称高斯调制模型, 给出了用于超声回波估计的蚁群算法的基本原理和参数估计步骤。通过数值仿真, 对不同信噪比条件下超声回波参数进行了估计。仿真结果表明, 该方法不依赖于初始值的选取, 可在较大范围内搜索, 得到全局最优解, 且估计出的超声回波参数具有较高的精度。

关键词:不对称高斯调制模型; 蚁群算法; 参数估计; 超声信号处理; 超声检测

中图分类号: O657.5

文献标识码: A

Parameters Estimation of Ultrasonic Echo Based on Asymmetric Gaussian Chirplet Model

ZHOU Fang, ZHANG Xiaofeng

(College of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China)

Abstract: In this investigation, one method that the parameter estimation of ultrasonic echo based on ant colony algorithm which is used for continuous function optimization was presented. According to asymmetrical Gaussian chirplet model, the basic principle and parameter estimation procedures of ant colony algorithm for parameters estimation application of ultrasonic echo are given in detail in this paper. The ultrasonic echo parameters under different signal-to-noise ratio(SNR) are estimated through the numerical simulation. The simulation results show that this method does not depend on the selection of the initial values and can search in a wider scope to obtain the globally optimal solutions, and has a higher precision.

Key words: asymmetric Gaussian chirplet model; ant colony algorithm; parameters estimation; ultrasonic signal processing; ultrasonic detecting

0 引言

超声回波信号中包含了超声换能器的脉冲响应及有关传输路径的信息。要想精确估计超声回波参数, 首先必须要有一个合理的模型。超声回波模型主要是利用线性模型, 但由于材料结构的复杂性、噪声对回波的影响及伴随超声射入目标的深度增加, 回波将严重衰减等因素会导致线性模型失败。1995年, Demirli 等提出了超声背向散射回波的非线性模型和参数估计方法, 并将最大似然估计和最大期望值估计等方法应用到模拟参数的估计中。此外也可用现代最优化法来估计目标参数, 提高超声回波参数估计的精度^[1-2]。2001年, Ramazan Demirli 对非

线性方法进行了系统的论述^[3], 应用高斯-牛顿算法迭代出高斯回波模型中的参数, 估计结果具有较高的精度。但高斯-牛顿算法的估计结果依赖于初始值, 得到的可能是一个局部最优点, 而不是全局最优点^[4]。2011年, 本文作者在此基础上把蚁群算法应用到超声回波参数估计问题中, 不仅解决了估计结果依赖于初始值的问题, 且所需时间短^[5-6]。但在实验中发现, 随着测试样品的不同, 实际的超声回波包络是非对称的, 因而, 高斯模型在模拟超声回波时, 存在着一定的近似性。2010年, Ramazan Demirli 等提出了不对称高斯调制模型^[7], 用以模拟超声回波的不对称性, 并通过实验, 验证了模型的正确性。

收稿日期: 2012-05-21

基金项目: 陕西师范大学研究生创新基金资助项目(2012CXSS035); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(GK201102026)

作者简介: 周方(1986-), 女, 安徽蚌埠人, 硕士生, 主要从事超声信号处理的研究。通信作者: 张小凤, 副教授, 博士, 主要从事声学研究。
E-mail: xiaofengzhang71@snnu.edu.cn.

为了精确估计超声回波的参数,本文根据不对称高斯调制模型,给出了基于蚁群算法的回波参数估计算法,并对算法的性能进行了仿真研究。

1 不对称高斯调频模型

不对称高斯调频模型利用不对称高斯函数的一个近似,来表现出回波的包络在到达峰值前快速上升,在峰值后又缓慢下降的特点,它是高斯回波模型和高斯调频模型的综合。

设超声换能器脉冲响应的幅度模型为 $s(t)$,它表示换能器接收到的有用回波信号,即

$$s(t) = \beta \text{env}(t - \tau) \cos[2\pi f_c(t - \tau) + \phi(t - \tau)^2 + \varphi] \quad (1)$$

式中: β 为幅度系数; τ 为到达时间; f_c 为中心频率; ϕ 为线性调频比; φ 为相位。

回波 $\text{env}(t)$ 可用不对称高斯函数为

$$\text{env}(t) = \exp\{-\alpha[1 - r \tanh(mt)]t^2\} \quad (2)$$

式中: α 为带宽因子; r 为不对称因子; $m=16$ 为一个正整数, $\text{env}(t)$ 近似于在峰值点前、后分别有不同带宽因子的高斯函数:

$$\begin{cases} \text{env}(t) = \exp[-\alpha(1-r)t^2] & t > \epsilon \\ \text{env}(t) = \exp[-\alpha(1+r)t^2] & t < -\epsilon \end{cases} \quad (3)$$

式中 ϵ 为一非常小的正数。在 $\alpha > 0$ 和 $-1 < r < 1$ 两个条件下,式(3)可表示一个有效的包络。

在参考点 τ 的前后,包络有 2 个不同的带宽因子,分别是左半个带宽因子 α_L 和右半个带宽因子 α_R ,它们与 α 的关系为

$$\begin{cases} \alpha_L = \alpha(1+r) \\ \alpha_R = \alpha(1-r) \end{cases} \quad (4)$$

根据式(4)用 α_L 和 α_R 表示参数为

$$r = \frac{\alpha_L - \alpha_R}{\alpha_L + \alpha_R} \quad (5)$$

所以,模型参数有半带宽因子 $\alpha, \tau, f_c, \phi, \varphi, \beta$, 即参数向量 $\theta = [\alpha \ \tau \ f_c \ \phi \ \varphi \ \beta]$ 。

通常信道中存在噪声信号,所以接收到的回波为

$$y(t) = s(\theta; t) + v(t) \quad (6)$$

式中 $s(\theta; t)$ 由不对称高斯调制模型式(1)确定, $v(t)$ 为高斯白噪声。

2 蚁群算法基本原理及其实现

2.1 蚁群算法原理

在自然界蚂蚁群体行为的启发下, M. Dorigo 等于 1991 年在法国巴黎召开的第一届欧洲人工生命会议上提出了蚁群算法的基本模型^[8], 1992 年, M. Dorigo 进一步描述了蚁群算法的核心思想。蚁群算法是一种基于群体的模拟进化算法,属于全局随机搜索算法。在觅食过程中,蚂蚁在所经过的路径上会留下一一种挥发性分泌物,称为信息素,信息素会随着时间的推移而逐渐挥发消失。蚂蚁在觅食过程中能感知信息素这种物质的存在及强度,并以此来指导自己的运动方向,它们倾向于朝着信息素强度高的方向移动,即选择该路径的概率与此时这条路径上信息素的强度成正比。信息素越高的路径,选择它的蚂蚁就越多,则在该路径上留下的信息素的强度就更大,而强度大的信息素又吸引更多的蚂蚁,从而形成一种正反馈。通过这种正反馈,蚂蚁最终可发现最短路径,导致大部分的蚂蚁都会走此路径^[9]。蚁群算法通过模仿真实蚂蚁的行为实现寻优。

2.2 用于参数估计的蚁群算法

利用蚁群算法进行参数估计的步骤为

1) 初始化人工蚂蚁数目 m 、蚂蚁移动次数最大值 $Times$ 、信息素挥发系数 ρ 、概率转移常数 p_0 , 设置搜索范围,给出每个变量的取值范围, lower_i 和 upper_i 分别为变量 x_i ($i=1, 2$) 的取值下限和取值上限; 随机设置每只人工蚂蚁的初始位 $X_k = \text{lower}_i + (\text{upper}_i - \text{lower}_i) \times \text{rand}$, 其中 rand 是区间 $(0, 1)$ 上的随机数, $k=1, 2, \dots, m$, 并记录每只蚂蚁的目标值 $f(k)$ 。

2) 蚂蚁移动次数 $T < Times$, 设置 $\lambda = 1/T$, 记录最小目标值所对应的蚂蚁位置 bestindex 和其目标值 $f_{\text{best}}(T)$; 计算转移概率

$$p_{nk} = [f(\text{bestindex}) - f(k)] / f(\text{bestindex}), k=1, 2, \dots, m \quad (7)$$

比较 p_{nk} 与 p_0 大小, 如果 $p_{nk} < p_0$, 作局部搜索, 否则作全局搜索。局部搜索变量 x_i 更新公式为 $\text{temp}_i = X_k + (2 \times \text{rand} - 1) \times \lambda$, rand 是 $(0, 1)$ 上

的随机数, $i=1,2$, 全局搜索变量 x_i 更新公式为 $\text{temp}_i = X_{ki} + (\text{upper}_i - \text{lower}_i) \times (\text{rand} - 0.5)$, rand 是区间 $(0,1)$ 上的随机数, $i=1,2$ 。

3) 越界处理, 若 $\text{temp}_i < \text{lower}_i$, 则 $\text{temp}_i = \text{lower}_i$, 如果 $\text{temp}_i > \text{upper}_i$, 则 $\text{temp}_i = \text{upper}_i$ 。

4) 判断蚂蚁是否移动, 如果 $f(\text{temp}_i) < f(X_{ki})$ 则作移动, 同时把 temp_i 的值赋给 X_{ki} , 即 $X_{ki} = \text{temp}_i$, 更新信息素, 更新公式为 $\tau(t+1) = (1-\rho)\tau(t) + f(X_{ki})$, $k=1,2,\dots,m, i=1,2$ 。

5) 判断移动次数是否达到最大值 Times , 如果达到则输出最优目标函数值和最优解, 如果没有达到则转到 2)。

3 蚁群算法估计超声回波参数

3.1 构造目标函数

为了利用蚁群算法估计超声回波模型中的参数, 需建立优化的目标函数, 利用最小二乘法构造的

目标函数为

$$f(\theta^{(k)}) = \sum_{i=1}^N [x(i) - s(\theta^{(k)})]^2 \quad (8)$$

式中: N 为一个周期的离散点数; $x(i)$ 为实验测得的回波数据; $s(\theta^{(k)})$ 为迭代第 k 次参数向量对应的函数值向量。在 $f(\theta^{(k)})$ 达到最小值时, 可获得参数向量 θ 的最优估计。

3.2 回波参数的估计结果

利用蚁群算法对基于不对称高斯调制模型的超声回波参数进行估计。仿真中, 选择超声回波 $\alpha = 10(\text{MHz})^2$, $r = 0.5$, $\tau = 1 \mu\text{s}$, $f_c = 5 \text{ MHz}$, $\phi = -1$, $\varphi = 0$, $\beta = 1$, 采样频率为 200 MHz , 即真实参数 $\theta = [10 \ 0.5 \ 1 \ 5 \ -1 \ 0 \ 1]$, 分别对无噪声条件及信噪比(SNR)为 20 dB , 10 dB , 5 dB 和 0 的回波信号进行参数估计。仿真实验中, 设置蚂蚁数目为 15 , 蚂蚁移动次数为 80 , 信息素挥发系数为 0.25 , 概率转移常数为 0.90 , 通过 30 次模拟计算, 取平均值得到的仿真结果如表 1 所示。

表 1 参数估计结果

参 数	$\alpha/(\text{MHz})^2$	r	$\tau/\mu\text{s}$	f_c/MHz	ϕ	φ/rad	β	运行时间/s
真实值	10	0.5	1.0	5.0	-1.0	0	1.0	—
初始值	9.5~10.5	0.3~0.55	0.8~1.2	4.5~5.5	-1.1~-0.5	-0.5~0.5	0.8~1.2	—
无噪声	9.994 1	0.454 6	1.005 0	4.990 4	-0.854 3	-0.059 4	0.987 8	4.427 6
SNR=20 dB	10.046 0	0.451 1	1.003 5	5.003 1	-0.831 5	0.099 6	0.966 8	4.532 4
SNR=10 dB	9.948 8	0.430 2	1.007 4	5.046 6	-0.859 2	0.022 1	0.984 9	4.484 1
SNR=5 dB	9.986 2	0.391 4	1.018 9	5.039 8	-0.892 7	-0.055 2	1.002 8	4.575 7
SNR=0	10.096 7	0.414 9	1.030 5	4.933 1	-0.827 6	-0.038 5	0.958 4	4.543 8

由表 1 可知, 基于不对称高斯调制模型, 应用蚁群算法对超声回波参数进行估计, 可在不同的信噪比条件下, 精确估计出超声回波参数。在无噪声和 SNR 分别为 20 dB , 10 dB , 5 dB 和 0 的情况下, 所得到的解都有一定的误差, 但误差较小, 计算时间也较短, 所得的估计波形与原波形很相近, 图 1 为 $\text{SNR}=20 \text{ dB}$ 时的估计波形。

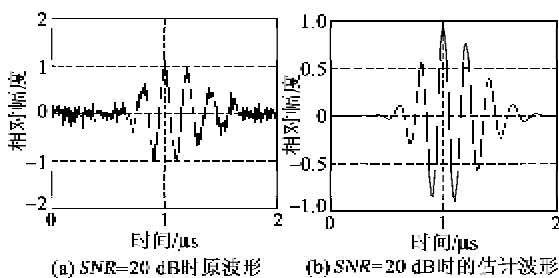


图 1 SNR=20 dB 时的估计波形

3.3 与高斯回波模型的对比

设置相同的蚁群算法参数, 在无噪声及各种信噪比条件下, 将基于不对称高斯调制模型和高斯回波模型的超声回波参数估计结果进行了对比和分析。对比结果分别如表 2 所示。由表可知, 由于不对称高斯调制模型中包含 7 个参数, 比高斯回波模型多 2 个参数, 基于对称高斯调制模型的参数估计所需的计算时间相对较长, 与高斯回波模型相比, 所需计算时间相差约 0.45 s 。在信噪比较高时, 基于高斯回波模型的参数估计结果更精确, 随着信噪比的不断下降, 基于高斯回波模型的参数估计结果逐渐变差, 其劣势越来越明显, 而基于不对称高斯调制模型的参数估计结果则相对精确, 其优势越来越显著。同时, 基于 2 个模型的估计结果都表明, τ , f_c 及 β 的估计精度明显高于 α 和 φ 。

表 2 参数估计结果

参数		$\alpha/(\text{MHz})^2$	$\tau/\mu\text{s}$	f_c/MHz	φ/rad	β	运行时间/s
真实值		10	1	5	0	1	—
初始值		9.5~10.5	0.8~1.2	4.5~5.5	-0.5~0.5	0.8~1.2	—
无噪声	不对称高斯调制模型	9.929 7	1.001 0	4.992 0	0.029 5	0.989 2	4.262 0
	高斯回波模型	10.094 1	0.999 5	5.012 4	-0.020 6	0.980 9	3.735 4
SNR=20 dB	不对称高斯调制模型	10.011 7	1.001 4	5.006 1	0.016 1	0.968 3	4.418 0
	高斯回波模型	9.916 1	0.994 8	4.989 2	0.058 6	0.977 9	3.857 6
SNR=10 dB	不对称高斯调制模型	9.967 3	1.000 0	4.988 4	-0.011 3	0.953 8	4.330 6
	高斯回波模型	10.014 3	1.000 8	4.983 1	0.014 1	1.031 9	3.847 1
SNR=5 dB	不对称高斯调制模型	9.988 8	1.011 1	4.958 8	-0.033 3	0.975 6	4.291 5
	高斯回波模型	9.962 3	0.990 3	5.015 9	-0.090 8	0.921 2	3.851 6
SNR=0	不对称高斯调制模型	9.995 8	1.047 9	4.971 2	-0.019 4	0.976 6	4.286 5
	高斯回波模型	10.072 0	1.062 6	4.932 2	-0.057 3	0.983 9	3.853 0

4 结束语

本文将蚁群算法应用于不对称高斯调制模型,在不同的信噪比条件和不同的初始值设置下,精确估计出超声回波参数。由仿真结果可看出,蚁群算法对初值依赖很小,能在较大范围内搜索得到全局最优解,并具有较高的估计精度。基于蚁群算法的回波参数估计法具有较强的全局搜索能力和较高的精度,是较稳健的参数估计方法。通过与基于高斯回波模型的参数估计结果对比中可发现,超声回波的不对称高斯调制模型更具有一般性,更能体现回波的包络特性。

参考文献:

- [1] DEMIRLI R, SANIIE J. Model-based estimation of ultrasonic echoes, part I: analysis and algorithm [J]. IEEE Trans on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control (UFFC), 2001, 48(3): 787-802.
- [2] DEMIRLI R, SANIIE J. An efficient sparse signal decomposition technique for ultrasonic signal analysis using envelope and instantaneous phase [C]//Beijing, China; Proceedings of the IEEE International Ultrasonics Symposium, 2008: 1503-1507.
- [3] DEMIRLI R. Model based estimation of ultrasonic echoes; Analysis, algorithms, and applications [D]. Chicago: Electrical and Computer Engineering, Illinois Institute of Technology, 2001.
- [4] 武良丹. 基于非线性模型的超声回波模拟及其特征参数估计的研究[D]. 西安: 陕西师范大学, 2007.
- [5] 周方, 张小凤, 张光斌. 超声回波参数的蚁群算法估计[J]. 陕西师范大学学报: 自然科学版, 2012, 40(2): 35-40.
ZHOU Fang, ZHANG Xiaofeng, ZHANG Guangbin. Parameters estimate of ultrasonic echo based on ant colony algorithm [J]. Journal of Shaanxi Normal University, Natural Science Edition, 2012, 40(2): 35-40.
- [6] 周方, 张小凤, 李小云, 等. 蚁群算法在超声回波参数估计中的应用[J]. 声学技术, 2011, 30(5): 122-125.
ZHOU Fang, ZHANG Xiaofeng, LI Xiaoyun, et al. Application of ant colony algorithm to parameters estimation of ultrasonic echoes model [J]. Technical Acoustic, 2011, 30(5): 122-125.
- [7] DEMIRLI R, SANIIE J. Asymmetric gaussian chirplet model for ultrasonic echo analysis [C]//San Diego, CA, USA; IEEE International Ultrasonics Symposium Proceedings, 2010: 124-128.
- [8] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V, et al. Distributed optimization by ant colonies [C]//Paris, France; Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life, 1991: 134-142.
- [9] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 24-29.