论 文

蚁群算法中参数设置对超声回波估计性能的影响

周方, 张小凤*, 张光斌, 李锦

陕西师范大学物理学与信息技术学院, 西安 710062

* 通信作者. E-mail: xiaofengzhang71@snnu.edu.cn

收稿日期: 2012-05-18; 接受日期: 2012-07-30

陕西师范大学研究生培养创新基金 (批准号: 2012CXS035)、国家自然科学基金 (批准号: 61102094)、陕西省自然科学基金 (批准号: 2010JM1008, 2012JM1013) 和中央高校基本科研业务费专项资金 (批准号: GK201102026) 资助项目

摘要 针对超声回波参数估计问题存在着耗机时长, 估计结果严重依赖于初始值的缺点, 本文将蚁群算法应用到超声回波参数估计中, 结合超声回波的非线性高斯模型, 提出了基于蚁群算法的超声回波参数估计算法, 并就蚁群算法在超声回波估计中参数的优化组合设置进行了分析研究. 通过数值仿真, 在信噪比为 10 dB 条件下计算了蚁群算法中各参数的不同取值对估计结果的不同影响, 包括计算时间、估计精度和算法稳定性, 得出了算法中各参数的组合优化设置, 给出了最优参数下的超声回波参数估计结果, 并通过与其他算法的比较验证了蚁群算法在超声回波参数估计问题中的有效性. 该研究有助于提高超声回波估计的精度和算法的稳定性, 缩短蚁群算法的计算时间, 以达到优化算法性能的目的.

关键词 高斯回波模型 参数估计 蚁群算法 优化设置 超声检测

1 引言

超声回波信号中包含了超声换能器的脉冲响应以及有关传输路径的信息. 超声无损检测是通过对检测到的超声回波进行分析, 确定反射目标的物理特性、几何形状、尺寸以及传输路径上的各种信息. 要想从回波中得到理想的、有实用价值的信息, 就离不开对超声回波的正确分析和认识, 能反映超声回波性质的参数在超声无损检测中具有重要作用, 所以对超声回波参数进行精确估计对超声无损检测至关重要.

关于超声回波参数估计的研究一直在不断进行中, 1981 年 Saniie 提出利用高斯模型模拟超声回波信号^[1]; 2001 年 Demirli 等人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型参数的估计中^[2,3]; 也可将模拟退火算法^[4,5]、能级遗传优化^[6]、时频分析方法^[7]和匹配追踪算法^[8]等现代最优化方法用于超声回波参数估计, 以提高超声回波参数估计的精度, 但还存在依赖初始值, 易陷入局部最优解以及耗机时长等缺点. 针对这些问题, 本文给出了基于蚁群算法的超声回波参数估计算法^[9,10], 并对算法的估计性能进行了仿真研究.

蚁群算法由意大利学者 Dorigo 等人首先提出^[11~14], 它是受到自然界中真实蚁群集体行为的启发而提出的一种基于种群的模拟进化算法, 已经成功应用于 TSP 问题 (traveling salesman problem)、QAP 问题 (quadratic assignment problem) 和 job-shop 调度、函数优化、分配问题等经典组合优化问题中,

引用格式: 周方, 张小凤, 张光斌, 等. 蚁群算法中参数设置对超声回波估计性能的影响. 中国科学: 信息科学, 2013, 43: 243–253, doi: 10.1360/112012-370

并取得了较好的实验结果. 它是继模拟退火算法、遗传算法、禁忌搜索算法和人工神经网络算法后的又一种用于组合优化问题的启发式搜索算法. 蚂蚁在运动过程中, 会在所经过的路径上留下一称之谓信息素的挥发性物质, 以进行信息传递, 而且其他蚂蚁在运动过程中能够感知这种物质, 并以此来指导自己的运动方向, 因此由大量蚂蚁组成的蚁群集体行为便表现出一种信息正反馈现象: 即某一路径走过的蚂蚁越多, 则后来者选择该路径的概率越大. 最优路径上的信息素浓度越来越大, 而其他路径上的信息素随着时间的流逝而消减, 最终整个蚁群找出最优路径. 在求解组合优化问题中, 蚁群算法具有以下特点: 较强的鲁棒性, 正反馈机制, 分布式计算, 全局优化, 易与其他算法相结合^[15,16]. 但从算法搜索最短路径的机理可以看出, 算法中的主要参数选择对求解问题的效果起决定性的影响, 参数选择的方法和原则目前尚无足够的理论依据, 通常都是根据经验和实验而定. 在旅行商问题、函数优化、参数优化等不同的应用中, 参数选择的方法亦有所不同^[17~22]. 本文将蚁群算法应用到超声回波参数估计中, 对影响蚁群算法估计性能的相关参数进行了分析和研究, 通过数值仿真得出了算法中各参数的组合优化设置.

2 超声回波参数估计

2.1 高斯回波模型

高斯回波模型是将超声回波模拟成带宽因子、到达时间、中心频率、相位和幅度的非线性函数, 即将超声回波看成为被高斯白噪声污染的高斯信号.

超声换能器的脉冲响应为高斯信号, 可以表示为^[1]

$$x(t) = e^{-\alpha\tau^2} \cos(2\pi f_c t). \quad (1)$$

设超声换能器脉冲响应的幅度模型为 $s(\theta; t)$, 用来表示接收到的有用回波信号, 则

$$s(\theta; t) = \beta e^{-\alpha(t-\tau)^2} \cos[2\pi f_c(t-\tau) + \phi], \quad (2)$$

其中, 参数向量 $\theta = [\alpha \ \tau \ f_c \ \phi \ \beta]$ 为超声回波中的特征参数向量, α 为带宽因子, τ 为到达时间, f_c 为中心频率, ϕ 为相位, β 为幅度系数. 通常, 信道中存在噪声信号, 所以接收到的回波可以表示为

$$y(t) = s(\theta; t) + v(t). \quad (3)$$

2.2 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, 需要建立优化的目标函数, 利用最小二乘法构造的目标函数为

$$f(\theta^{(k)}) = \sum_{i=1}^N [x(i) - s(\theta^{(k)})]^2, \quad (4)$$

其中 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. 当目标函数 $f(\theta^{(k)})$ 达到最小值时, 可获得参数向量 θ 的最优估计.

2.3 蚁群算法估计超声回波参数

用蚁群算法求解函数优化问题, 是通过对目标函数的自适应来调整蚂蚁的搜索行为, 同时通过路径选择过程中的多样性来保证得到更多的搜索方向, 从而快速地得到全局最优解. 在本文的先前研究中, 已将蚁群算法应用于超声回波模型, 精确估计出超声回波参数^[9,10].

蚁群算法中的参数取值对估计性能有着非常重大的影响, 好的参数设置能够有效地增强算法的全局搜索能力, 提高算法的收敛速度, 减少计算时间. 在用蚁群算法来估计超声回波参数时, 影响算法性能的主要参数有蚁群中蚂蚁的总数、蚂蚁移动次数最大值、信息素挥发系数和概率转移常数, 找出它们的最佳组合设置, 可以快速有效地估计出超声回波参数.

3 蚁群算法的参数设置对超声回波估计性能的影响

为了得到更好的估计结果, 在信噪比 $SNR=10$ dB 的条件下分别对蚁群算法的各个参数对超声回波估计性能的影响进行了仿真研究. 仿真实验中, 超声回波的带宽因子 $\alpha=25(\text{MHz})^2$, 到达时间 $\tau=1\text{ }\mu\text{s}$, 中心频率 $f_c=5\text{ MHz}$, 相位 $\phi=1\text{ rad}$, 幅度 $\beta=1$, 即真实值 $\theta=[25\text{ }1\text{ }5\text{ }1\text{ }1]$. 采用 Matlab R2007a 编程, 在 CPU 为 Intel Core (TM) i3 530 2.93GHz, 内存为 1.80 GB 的计算机上模拟运算, 计算结果取 30 次平均值.

3.1 信息素挥发系数

信息素挥发系数 ρ 表示信息素挥发的程度, 反映了蚂蚁个体间相互影响的强弱, 为了防止信息素的无限累积, 通常 ρ 的取值范围为 $[0, 1]$. ρ 值将减弱原路径上残留信息素的强度, 使得该路径被后续蚂蚁选择的可能性降低, 避免了算法陷入局部最优状态, 增加了算法的全局搜索能力. ρ 取值较大时, 未被选中路径上信息素浓度迅速衰减, 使搜索空间减小, 算法陷入局部最优的可能性增大, 算法的收敛性有所提高; 反之, ρ 取值较小时, 各路径上信息素消逝减慢, 使蚂蚁搜索空间扩大, 算法陷入局部最优的可能性减小, 算法收敛性将有所降低.

为了找出超声回波参数估计时信息素挥发系数 ρ 的最优设置, 通过仿真实验对信息素挥发系数对算法性能的影响进行分析. 仿真时, 设置蚂蚁总数 $m=20$, 蚂蚁移动次数最大值 $\text{Times}=80$, 概率转移常数 $p_0=0.2$, 信息素挥发系数 ρ 的取值范围为 $[0, 1]$, 在不同 ρ 值条件下, 通过对估计误差、计算时间和各参数估计的标准偏差的数值仿真, 确定信息素挥发系数 ρ 的最优选择. 经过 30 次计算, 信息素挥发系数取不同值时目标函数和回波估计算法的计算时间随信息素挥发系数 ρ 的变化关系如图 1 所示, 图 1(a) 为目标函数与信息素挥发系数的关系; 图 1(b) 为计算时间与信息素挥发系数的关系. 从图中的仿真结果可知, 在信噪比为 10 dB 条件下, 当信息素挥发系数为 0.40, 0.25 和 0.05 时, 得到的目标函数值相对较小, 全局搜索能力高; 在信息素挥发系数为 0.10~0.50 的范围, 计算时间相对最少, 算法的收敛速度快.

图 2 给出了超声回波各参数的标准偏差随信息素挥发系数变化而变化的曲线, 标准偏差越小, 算法的稳定性越好. 从图中仿真结果可知在信息素挥发系数为 0.25 时, 各参数的标准偏差都相对很小, 说明算法在信息素挥发系数取 0.25 时的稳定性较好. 综合考虑目标函数、计算时间和各参数的标准偏差等因素, 得出对于超声回波参数估计, 信息素挥发系数的最优选择为 0.25.

图 1 超声回波估计的性能与信息素挥发系数的关系

Figure 1 The relationship between estimation performance of ultrasonic echo and pheromone evaporation coefficient. (a) The relationship between objective function and pheromone evaporation coefficient; (b) the relationship between cost time and pheromone evaporation coefficient

图 2 参数估计的标准偏差与信息素挥发系数的关系

Figure 2 The relationship between standard deviation of the estimation parameters and pheromone evaporation coefficient

3.2 概率转移常数

蚁群算法中, 概率转移常数 p_0 表示蚂蚁初始时刻从一条路径转移到另外一条路径的概率, 用于确定伪随机选择的概率, 取值范围为 $[0,1]$. p_0 取值较小时, 蚂蚁在初始时刻从一条路径转移到另外一条路径的概率较小, 使得蚂蚁发现新解的能力增强, 保证算法的搜索范围, 保持解的多样性, 但是会增加算法的收敛时间; 而 p_0 取值较大时, 蚂蚁在初始时刻从一条路径转移到另外一条路径的概率较大, 降低了算法的全局搜索能力, 可减少收敛时间.

为了确定合理的概率转移常数 p_0 , 通过仿真实验, 对概率转移常数 p_0 对算法性能的影响进行分析, 仿真时设置信息素挥发系数 $\rho = 0.25$, 设置蚂蚁总数 $m = 20$, 蚂蚁移动次数最大值 Times=80, 概率转移常数 p_0 的取值范围为 $[0,1]$. 通过数值仿真, 获得了不同 p_0 值条件下目标函数、计算时间和各参数的标准偏差的计算结果. 目标函数和回波估计算法的计算时间随概率转移常数 p_0 的变化关系如

图 3 超声回波估计的性能与概率转移常数的关系

Figure 3 The relationship between estimation performance of ultrasonic echo and transition probability constant. (a) The relationship between objective function and transition probability constant; (b) the relationship between cost time and transition probability constant

图 4 参数估计的标准偏差与概率转移常数的关系

Figure 4 The relationship between standard deviation of the estimation parameters and transition probability constant

图 3 所示, 图 3(a) 为目标函数与概率转移常数的关系; 图 3(b) 为计算时间与概率转移常数的关系曲线. 从图中可以看出, 在概率转移常数为 0.15, 0.45, 0.60 和 0.90 时, 得到的目标函数值相对较小, 算法的全局搜索能力高; 在概率转移常数为 0.15, 0.20, 0.25 和 0.30 时, 计算时间相对最少, 此时算法收敛快.

图 4 给出了估计出的超声回波各参数的标准偏差随概率转移常数 p_0 变化的曲线, 从图中可看出各参数的标准偏差随概率转移常数的变化趋势各有不同, 在概率转移常数为 0.90 时, 各标准偏差均相对较小, 虽耗时相对较多, 但只相差 0.3 s, 说明算法在概率转移常数取 0.90 时的稳定性较好. 综合考虑图 3 和图 4 的仿真结果, 可以得出对于超声回波参数估计, 概率转移常数的最优选择为 0.90.

3.3 蚂蚁移动次数最大值

蚂蚁移动次数最大值 Times 在很大程度上影响算法的收敛时间, 同时影响算法的全局搜索性能,

图 5 超声回波估计的性能与蚂蚁移动次数最大值的关系

Figure 5 The relationship between estimation performance of ultrasonic echo and maximum number of ants move. (a) The relationship between objective function and maximum number of ants move; (b) the relationship between cost time and maximum number of ants move

图 6 参数估计的标准偏差与蚂蚁移动次数最大值的关系

Figure 6 The relationship between standard deviation of the estimation parameters and maximum number of ants move

Times 取值较大, 可以增加算法的全局搜索能力, 但会使算法的收敛时间比较长, 反之, Times 取值偏小的话, 会使结果的随机性增加, 稳定性差, 影响寻优性能。

为了找出最合适的蚂蚁移动次数最大值 Times, 通过仿真实验对蚂蚁移动次数最大值 Times 对算法性能的影响进行了分析。仿真时设置信息素挥发系数 $\rho = 0.25$, 概率转移常数 $p_0 = 0.20$, 设置蚂蚁总数 $m = 20$, 蚂蚁移动次数最大值 Times 的变化范围为 $[10, 200]$ 。通过数值仿真得到了在不同 Times 值条件下目标函数、计算时间和各参数的标准偏差的计算结果。目标函数和回波估计算法的计算时间随蚂蚁移动次数最大值 Times 的变化关系如图 5 所示, 图 5(a) 为目标函数与蚂蚁移动次数最大值的关系; 图 5(b) 为计算时间与蚂蚁移动次数最大值的关系。从图中仿真结果可以看出, 回波估计算法的计算时间随蚂蚁移动次数最大值增加而增大, 在蚂蚁移动次数最大值为 150 时, 目标函数的值最小, 全局搜索能力强, 但此时计算时间会大大增加, 降低了算法的收敛速度。

图 6 给出了估计出的超声回波各参数的标准偏差随蚂蚁移动次数最大值 Times 变化而变化的趋势, 从图中可看出在蚂蚁移动次数最大值 80 时, 各估计参数的标准偏差相对较小, 说明算法在蚂蚁移动次数最大值取 80 时, 估计结果已趋于稳定。综合分析图 5 和图 6 的仿真结果, 得出对于超声回波参数估计, 蚂蚁移动次数最大值的最优选择为 80。

图 7 超声回波估计的性能与蚂蚁总数关系

Figure 7 The relationship between estimation performance of ultrasonic echo and the total number of ants. (a) The relationship between objective function and the total number of ants increased; (b) the relationship between cost time and the total number of ants

图 8 参数估计的标准偏差与蚂蚁总数的关系

Figure 8 The relationship between standard deviation of the estimation parameters and the total number of ants

3.4 蚂蚁总数

蚁群算法中, 蚂蚁数量 m 决定了可行最优解的数量, m 取值越大, 可行最优解就越多, 越能提高算法的全局搜索效果和算法的稳定程度. 但随着 m 值的增大, 在短时间内所有路径上的信息素的强度很接近, 这将减慢蚁群算法的收敛速度; 反之, m 值过小, 蚁群算法的收敛速度将加快, 但蚁群算法的全局搜索效果及算法的稳定性将减弱.

为了找出最合理的蚂蚁总数 m , 通过仿真实验对蚂蚁总数的最优选择进行了仿真分析. 仿真时, 设置信息素挥发系数 $\rho = 0.25$, 概率转移常数 $p_0 = 0.20$, 蚂蚁移动次数最大值 $\text{Times} = 80$, 蚂蚁总数 m 的变化范围为 $[2, 20]$. 通过数值仿真得到了不同 m 值条件下, 目标函数、计算时间和各参数估计的标准偏差的计算结果. 目标函数和回波估计算法的计算时间随蚂蚁总数 m 的变化关系如图 7 所示, 图 7(a) 为目标函数与蚂蚁总数的关系, 图 7(b) 为计算时间与蚂蚁总数的关系. 从图中结果可以看出, 目标函数的值随蚂蚁总数的增加而逐渐减小, 最后在蚂蚁总数为 15 时趋于平稳, 搜索到全局最优解; 而回波估计算法的计算时间随蚂蚁总数增加而增加, 收敛速度逐渐降低.

图 8 为估计出的超声回波各参数的标准偏差随蚂蚁总数 m 变化的曲线, 从图中可看出, 在蚂蚁总

表 1 参数组合优化设置

Table 1 Combinatorial optimization of the parameters

Parameters	Value
The total number of ants m	15
Pheromone evaporation coefficient ρ	0.25
Transition probability constant p_0	0.90
Maximum number of ants move Times	80

表 2 超声回波参数估计结果

Table 2 The results of parameters estimation of ultrasonic echo

Parameter vector/Unit		α (MHz) ²	τ (μ s)	f_c (MHz)	ϕ (rad)	β	Time (s)
Real values		25	1	5	1	1	–
(Initial values)		14.6425~25	0.6987~1.0	3.080~5.0	0.65~1.0	0.72~1.0	–
Noise-free	ACA	24.9407	1.0000	5.0000	1.0000	1.0000	3.7867
	SA	24.9273	1.0124	5.1637	1.1521	1.1803	1.8367
20 dB SNR	ACA	24.7430	1.0000	4.9279	0.9746	0.9841	3.9793
	SA	27.6556	1.0140	5.2763	1.3272	1.2310	2.5290
10 dB SNR	ACA	24.5906	1.0000	4.9299	0.9607	0.9834	3.9643
	SA	28.6532	1.0147	5.3074	1.3938	1.2456	3.2480
5 dB SNR	ACA	24.9808	0.9973	4.8335	0.9826	0.8765	3.9773
	SA	26.8753	1.0147	5.3074	1.3938	1.2456	10.3592
2.5 dB SNR	ACA	24.2142	0.9893	4.8892	0.8720	0.8977	4.0604
	SA	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1.25 dB SNR	ACA	22.6777	1.0000	4.9849	0.9741	0.9915	4.0745
	SA	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
0 dB SNR	ACA	24.4654	0.9758	4.6693	0.7753	0.8566	4.0515
	SA	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

数为 15 时, 标准偏差相对较小, 说明算法在蚂蚁总数为 15 时, 结果已趋于稳定. 综合分析图 7 和图 8 的仿真结果, 得出对于超声回波参数估计, 蚂蚁总数的最优选择为 15.

4 基于蚁群算法的超声回波参数估计

通过上面的实验分析, 确定超声回波参数估计中蚁群算法的主要参数设置如表 1 所示.

按照表 1 中选取的蚁群算法中各参数的值, 对不同信噪比条件下的超声回波参数进行了估计, 所得到的估计结果如表 2 所示.

表 2 中, 初始值的范围为运用蚁群算法 (ACA) 进行参数估计时参数向量 θ 的取值范围. 超声回波参数估计中经常用到的高斯 — 牛顿法, 由于估计结果强烈地依赖于初始值的选取, 在表 2 的初始值设置时, 已经无法得到正确的估计结果. 为了验证算法的有效性, 将蚁群算法的估计结果与模拟退火算法

(SA) 进行了比较. 计算时, 模拟退火算法的参数向量初始值设置为 $\theta = [14.6425 \ 0.6987 \ 3.080 \ 0.65 \ 0.72]$. 从表中的估计结果可见, 在信噪比较高时, 模拟退火算法所需的计算时间比蚁群算法少, 但估计误差明显大于蚁群算法. 随着信噪比的不断下降, 模拟退火算法的计算时间逐渐增加, 估计误差也越来越大, 误差明显高于蚁群算法. 在信噪比小于 2.5 dB 时, 模拟退火算法已经无法给出估计结果, 但蚁群算法的估计结果仍然比较接近于真实值. 分析表中的数据可知, 采用优化的蚁群算法参数设置, 在不同信噪比条件下, 蚁群算法均可以准确地估计出超声回波参数的值. 相比于超声回波估计的模拟退火算法, 蚁群算法的计算时间相对较小, 估计精度受初始值影响小, 说明蚁群算法是一种有效的超声回波参数估计算法.

5 结论

本文给出了基于蚁群算法的超声回波参数估计算法, 研究了蚁群算法中各个参数的设置对回波估计性能的影响. 通过数值仿真, 得出了超声回波参数估计中蚁群算法各参数的最优设置. 在最优设置下, 对不同信噪比条件下回波参数进行估计, 得出了较好的参数估计结果. 相比于高斯—牛顿法和模拟退火算法等回波估计方法, 蚁群算法具有更高的估计精度和抗噪声干扰能力, 而且该算法不依赖于初始值, 计算时间短, 是一种比较有效的实时处理算法. 该研究对蚁群算法在超声回波参数估计中的应用具有一定的参考意义.

参考文献

- 1 Sanjie J. Ultrasonic signal processing: system identification and parameter estimation of reverberant and inhomogeneous targets. Dissertation for Doctoral Degree. Indiana: Electrical engineering of College of Engineering, Purdue University, 1981
- 2 Demirli R, Sanjie J. Model-based estimation of ultrasonic echoes, part I: Analysis and algorithm. IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control (UFFC), 2001, 48: 787–802
- 3 Wu L D, He X P, Zhang X F. The calculation of ultrasonic echo parameter by Gauss-Newton iterative method. J Shaanxi Normal Univ (Natural Science Edition), 2006, 34: 56–58 [武良丹, 贺西平, 张小凤. 超声回波参数的高斯与牛顿迭代法计算. 陕西师范大学学报 (自然科学版), 2006, 34: 56–58]
- 4 Wu L D, Zhang X F, He X P. Parameter estimation of ultrasonic echo based on simulated annealing method. Appl Acoust, 2007, 26: 313–317 [武良丹, 张小凤, 贺西平. 基于模拟退火算法的超声回波参数估计. 应用声学, 2007, 26: 313–317]
- 5 Wu L D. The study of ultrasonic echoes simulation and the characteristic parameter estimation based on nonlinear model. Dissertation for the Master Degree. Xi'an: Shaanxi Normal University, 2007. 25–38 [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. 硕士学位论文. 西安: 陕西师范大学物理学与信息技术学院, 2007. 25–38]
- 6 Lei Z W, Mi D, Xu Z Z, et al. Ultrasonic echo parameters estimation based on energy level genetic optimization and its application in stress test. Noise Vib Control, 2008, 3: 92–95 [雷正伟, 米东, 徐章逐, 等. 基于能级遗传优化的超声回波参数估计方法. 噪声与振动控制, 2008, 3: 92–95]
- 7 Demirli R, Sanjie J. An efficient sparse decomposition technique for ultrasonic signal analysis using envelope and instantaneous phase. In: Proceedings of the IEEE International Ultrasonics Symposium, Beijing, 2008. 1503–1507
- 8 Li Z, Luo F L. Method of ultrasonic echo parameter estimation based on matching pursuit. Chin J Sci Instrument, 2009, 30: 227–230 [李政, 罗飞路. 基于匹配追踪的超声回波参数估计及其应用. 仪器仪表学报, 2009, 30: 227–230]
- 9 Zhou F, Zhang X F, Li X Y, et al. Application of ant colony algorithm to parameters estimation of ultrasonic echoes model. Tech Acoust, 2011, 30: 122–125 [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. 声学技术, 2011, 30: 122–125]
- 10 Zhou F, Zhang X F, Zhang G B. Parameters estimate of ultrasonic echo based on ant colony algorithm. J Shaanxi

- Normal Univ (Natural Science Edition), 2012, 40: 35–40 [周方, 张小凤, 张光斌. 超声回波参数的蚁群算法估计. 陕西师范大学学报 (自然科学版), 2012, 40: 35–40]
- 11 Coloni A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Distributed optimization by ant colonies. In: Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life, Paris, 1991. 134–142
 - 12 Dorigo M, Maniezzo V, Coloni A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Trans Syst, Man Cybernetics-Part B: Cybernetics, 1996, 26: 29–41
 - 13 Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the travelling salesman problem. IEEE Trans Evol Comput, 1997, 1: 53–66
 - 14 Socha K, Dorigo M. Ant colony optimization for continuous domains. Eur J Oper Res, 2008, 185: 1155–1173
 - 15 Duan H B. Ant Colony Algorithms: Theory and Applications. Beijing: Science Publisher, 2005. 24–29 [段海滨. 蚁群算法原理及其应用. 北京: 科学出版社, 2005. 24–29]
 - 16 Hu X B, Yuan R, Huang X Y, et al. Simulation study on the principle of ant colony algorithm. Comput Simul, 2004, 21: 125–128 [胡小兵, 袁锐, 黄席樾, 等. 蚁群算法原理的仿真研究. 计算机仿真, 2004, 21: 125–128]
 - 17 Zhan S C, Xu J, Yu J. The optimal selection on the parameters of ant colony algorithm. Bull Sci Tech, 2003, 19: 381–386 [詹士昌, 徐婕, 吴俊. 蚁群算法中有关算法参数的最优选择. 科技通报, 2003, 19: 381–386]
 - 18 Chen X Q, Du C X, Xiong W Q. Ant colony algorithm design for function optimization. Comput Eng App, 2008 44: 53–55 [陈小强, 杜呈欣, 熊伟清. 蚁群算法求解函数优化中的参数设置. 计算机工程与应用, 2008, 44: 53–55]
 - 19 Liu L Q, Dai Y T, Wang L H. Ant colony algorithm parameters optimization. Comput Eng, 2008, 34: 208–210 [刘利强, 戴运桃, 王丽华. 蚁群算法参数优化. 计算机工程, 2008, 34: 208–210]
 - 20 Zhuang Y, Bai Z L, Xu Y F. Research on parameters of support vector machine based on ant colony algorithm. Comput Simul, 2011, 28: 216–219 [庄严, 白振林, 许云峰. 基于蚁群算法的支持向量机参数选择方法研究. 计算机仿真, 2011, 28: 216–219]
 - 21 Zhang X L, Chen X F, Zheng J H. An ACO-based algorithm for parameter optimization of support vector machines. Exp Syst Appl, 2010, 37: 6618–6628
 - 22 Dorigo M. Special section on ant colony optimization. IEEE Trans Evol Comput, 2002, 6: 317–319

The effects of parameters settings of ant colony algorithm on the performance of ultrasonic echo estimation

ZHOU Fang, ZHANG XiaoFeng*, ZHANG GuangBin & LI Jin

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

*E-mail: xiaofengzhang71@snnu.edu.cn

Abstract The computational time and the estimated results of other algorithms for ultrasonic echoes depend significantly on the initial values. In this investigation, we develop an algorithm based on the ant colony algorithm to estimate ultrasonic signals in term of a nonlinear Gaussian echo model. Furthermore, the combinatorial optimization settings of the parameters for the ant colony algorithm are analyzed and investigated. The effect that each parameter has on the estimated results, including the computational time, estimation accuracy, and the stability of the algorithm, are analyzed. Optimal parameter settings are achieved through numerical simulation with an SNR (signal to noise ratio) of 10 dB. The estimated results are given according to the optimal parameter settings. Compared with other algorithms, the effectiveness of the ant colony algorithm applied to parameter estimation is verified. This investigation contributes to improving the accuracy of estimation of ultrasonic echoes and the stability of the algorithm. The computational time can be reduced effectively and good estimation performance is obtained by the algorithm.

Keywords Gaussian echo model, parameter estimation, ant colony algorithm, optimization settings, ultrasonic testing

ZHOU Fang was born in 1986. She received a B.E. degree in electronic and information engineering from Shihezi University, Shihezi City, in 2010. Currently, she is a master-level graduate student at Shaanxi Normal University. Her research interests include signal and information processing and parameters estimation of ultrasonic echoes.

ZHANG XiaoFeng was born in 1971. She received her Ph.D. degree in underwater acoustic engineering from Northwestern Polytechnical University, Xi'an City, in 2003. Since 2005 she is an Associate Professor at Shaanxi Normal University. Her research interests include underwater acoustic signal processing, acoustic detection, and ultrasonic motors. Dr. ZHANG is a member of the Acoustical Society of Japan and a Fellow of the Acoustical Society of Xi'an City.

low of the Acoustical Society of Xi'an City.

ZHANG GuangBin was born in 1971. He received his Ph.D. degree from the National Laboratory of Radar Signal Processing at Xi'dian University, Xi'an City, in 2006. Currently, he is an Associate Professor at Shaanxi Normal University. His research interests include high power ultrasonics and sound-signal processing.