

基于精英策略的逆向蚁群优化盲检测算法

杨磊, 于舒娟

(南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要:介绍了基本蚁群优化算法在信号盲检测中的应用。发现基本蚁群优化算法存在慢收敛且易停滞等问题。为了解决基本蚁群算法存在的缺点,提出了基于精英策略的逆向蚁群优化盲检测算法:采用精英策略和增加蚁群种类,即向原始蚁群中引入逆向蚂蚁来提高算法全局寻优能力。这样既加强了正反馈作用,又加快了收敛速度。仿真结果表明,将该算法应用于盲信号的检测可以直接快速地恢复发送信号,且收敛速度和全局寻优能力都得到很大的改善。

关键词:精英策略;逆向蚁群算法;盲检测

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2010)12-0090-04

Blind Detection Based on a Converse Ant Algorithm Using Elitist Strategy

YANG Lei, YU Shu-juan

(Institute of Electronic Science and Engineering, Nanjing

University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: In this paper, blind detection algorithm based on the ant colony optimization is firstly proposed. The ant colony optimization algorithm has found slow convergence and easy to stagnation. In order to deal with the shortcomings of the ant colony algorithm, a blind detection based on a converse ant algorithm using elitist strategy is proposed. Increasing ant species and inducting converse ants and elitist strategy into the ant colony, the ability of searching for global optimal solution can be improved. This will not only strengthen the role of positive feedback, but also the speed of convergence. The simulated results show that the algorithm can directly and quickly blind recover the transmitted signal and the convergence speed and global optimization capability have greatly improved.

Key words: elitist strategy; converse ant algorithm; blind identification

0 引言

在现代通信系统中,由于有限带宽通信信道的失真和畸变引起的码间干扰(ISI)是影响通信质量的重要因素。码间干扰的积累将会导致误码的产生,从而影响通信质量。为了提高通信质量,降低误码率,必须采用一种方法以消除码间干扰。这种消除码间干扰(ISI)的方法就是均衡。传统的方法是采用自适应均衡技术,通常通过发送训练序列或根据信道的先验知识实现信道的辨识与均衡,从而降低了信息的传输效率。而盲均衡技术仅利用接收序列本身的先验信息,便可以均衡信道特性,使均衡器的输出序列尽量接近发送序列。盲均衡^[1]技术作为通信信号处理中的核心

之一,近年来成为研究的热点。目前比较成熟的盲均衡算法主要是从高阶统计量和二阶统计量^[2,3]方面进行研究,这些成熟算法能够有效的盲检测出发送信号,但也存在不少缺点,如模型复杂、数据量较大、收敛速度慢等。

蚁群算法是最近几年才提出的一种新型的模拟进化算法,由意大利学者 Colomi A、Dorigo M 和 Maniezzo V^[4]于1992年首先提出来。该方法已用于求解旅行商问题、指派问题、调度问题等,并取得了一系列较好的实验效果。

1 系统模型

参考文献, SIMO 系统模型如图1。

SIMO 信道常用如下模型:

$$\begin{aligned}x(k) &= h(z)s(k) + v(k) \\&= \sum_{j=0}^M h(j) \cdot s(k-j) + v(k)\end{aligned}$$

收稿日期:2010-05-07;修回日期:2010-08-10

基金项目:国家自然科学基金(60772060)

作者简介:杨磊(1984-),男,硕士,研究方向为通信信号处理、系统仿真;于舒娟,副教授,硕士生导师,研究方向为通信信号处理、系统仿真。

$$= H_q \cdot s_{M+1}(k) + v(k) \quad (1)$$

式中:发送信号序列 $s(k) \in A$, 有限字符集 $a = \{\pm 1\}$; 接收信号 $x(k) = [x_1(k), \dots, x_q(k)]^T$; $H_q = [h(0), \dots, h(M)]$, $h(j) = [h_1(j), \dots, h_q(j)]^T$ 是 $(q \times 1)$ 的列向量, $M = \max\{M_i \mid i = 1, \dots, q\}$, M_i 是第 i 子信道的阶数; q 是过采样因子; $v(k)$ 是加性噪声向量序列。由系统理论知识, 当 $h(z)$ 不存在公零点时, 存在均衡器 $g(z)$ 使

$$\begin{aligned} \hat{s}(k) &= g(z)x(k) = g(z)[h(z)s(k)] = \\ &= g(z)\left[\frac{1}{c}h(z)\right] \cdot [cs(k)] = g(z)\tilde{h}(z) \cdot [cs(k)] = \\ &= cs(k) \end{aligned} \quad (2)$$

式中 c 可取任意复数。文中盲检测算法是在已知接收信号 $x(k)$ 情况下估计发送信号 $s(k)$ 。

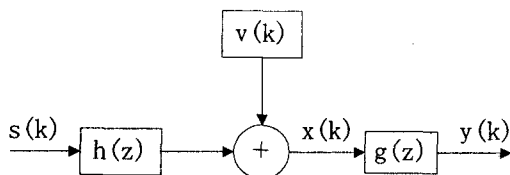


图 1 SIMO 系统模型

2 基于蚁群优化的盲检测算法

在忽略噪声时, 单输入多输出离散时间信道的接收方程如下^[5]:

$$(x(k))_{q \times 1} = \sum_{j=0}^M (h_j)_{q \times 1} s(k-j) \quad (3)$$

$$(X_L(k))_{(L+1)q \times 1} =$$

$$(\Gamma_L(h_j))_{(L+1)q \times (M+L+1)} (s_{(L+M)}(k))_{(M+L+1) \times 1} \quad (4)$$

$$\tilde{X}_N = [x_L(k), \dots, x_L(k+N-1)]_{(L+1)q \times N} = \Gamma \cdot$$

$$[s_{L+M}(k), \dots, s_{L+M}(k+N-1)]_{(L+M+1) \times N} = \Gamma \tilde{S} \quad (5)$$

$$X_N = \tilde{X}_N^T = \tilde{S}^T \Gamma^T = S \Gamma^T \quad (6)$$

在此 $\Gamma = \Gamma_L(h_j)$, 是 $h_j, j = 0, 1, \dots, M$ 构成的 Toeplitz 形式的平滑矩阵; $[h_0, \dots, h_M]_{q \times (M+1)}$ 是通信信道的冲激响应, $(X_N)_{N \times (L+1)q}$ 是接收数据阵; 发送信号阵:

$$S = [s_{L+M}(k), \dots, s_{L+M}(k+N-1)]^T = [s_N(k), \dots, s_N(k-M-L)]_{N \times (L+M+1)}$$

式(6)表明, Γ 满列秩时, 一定有 $Q = U_c U_c^T$ 满足式 $Q s_N(k-d) = 0$ 。其中 $U_c \in R^{N \times (N-(L+M+1))}$ 是 X_N 奇异值分解 $X_N = [U, U_c] \cdot \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix} \cdot V^T$ 中的酉基阵。据此构造性能函数及优化问题^[6,7]:

$$J_0 = s_N^T(k-d) Q s_N(k-d) = s^T Q s \quad (7)$$

$$\tilde{s} = \arg \min_{s \in A^1} \{J_0\}, A = \{\pm 1\} \quad (8)$$

上式即为基本蚁群盲检测算法的评价函数。

基本蚁群算法在盲检测中将信息素的更新规则定义如下:

$$\tau_j(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_j(t) + \Delta\tau_j \quad (9)$$

$$\Delta\tau_j = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_j^k \quad (10)$$

$$\Delta\tau_j^k = \begin{cases} \Delta F^k, & \text{if } \Delta F^k > 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

在式(11)中 $\Delta F^k = \frac{L}{F^k} - \frac{L}{F_{\text{last}}^k}$, $k \in \{1, \dots, 10\}$, 其

中 L 是蚁群初始周游时最大费用函数, 为定值。 F^k 是本次周游完后第 k 只蚂蚁的费用函数, F_{last}^k 是上次周游完后第 k 只蚂蚁的费用函数。如果最优蚂蚁经过该节点, 启发信息

$$\eta_j^k = \frac{F_{\text{max}}}{F^k} \quad (12)$$

其中 F_{max} 是蚁群本次周游其中的最大费用函数, F^k 是第 k 只蚂蚁的费用函数。

3 基于精英策略逆向蚁群优化盲检测算法

在遗传优化算法中, 如果应用选择、重组和突变这些遗传算子, 上一代中的最适应个体有可能不会被保留在下一代中。因此, 在遗传优化算法中, 精英策略的思想就是保住上一代中的最适应个体。

3.1 改进的蚁群优化盲检测算法

在精英策略的蚁群算法中^[8], 每次迭代完成后, 在对信息素进行更新时, 加强了对局部最优解的利用。信息素根据下式进行更新:

$$\tau_j(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_j^i(t) + \Delta\tau_j + \Delta\tau_j^* \quad (13)$$

$$\Delta\tau_j^* = \begin{cases} \frac{R}{L^*} & \text{如果结点 } j \text{ 是所找出的局部} \\ & \text{最优解的一部分} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (14)$$

其中 $\Delta\tau_j^*$ 表示精英蚂蚁在结点 j 上增加的信息素量, R 为正常数, L^* 表示本次周游局部最优解所走过路径的长度。

传统蚁群算法^[9]中, 采用单种蚂蚁类型。第 k 只蚂蚁在 i 节点处, 此时该蚂蚁根据转移概率 $p_j^k(t)$ 来判断是否经过 j 节点, 其中

$$p_j^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_j(t)]^\alpha \cdot [\eta_j(t)]^\beta}{\sum_{i \in J_k(i)} [\tau_i(t)]^\alpha [\eta_i(t)]^\beta}, & \text{if } j \in J_k(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

如果 $p_j^k(t)$ 大于 $(0,1)$ 间随机产生的数, 则认为蚂蚁经过 j 节点, 否则蚂蚁不经过该节点。

传统蚁群算法中, 仅含一种类型的蚂蚁, 且基本蚁群算法存在停滞等现象。基于此文中引入多态蚁

群^[10],结合原始蚂蚁与逆向蚂蚁^[11]来加强全局搜索。原始蚂蚁按公式(9)选择路径。逆向蚂蚁则反之:即本路径信息素浓度越高,其选择概率越小,具体概率 $\Delta p_j^k(t)$ 公式如式(16):

$$\Delta p_j^k(t) = \begin{cases} 1 - \frac{[\tau_j(t)]^\alpha \cdot [\eta_j(t)]^\beta}{\sum_{s \in J_k(i)} [\tau_s(t)]^\alpha [\eta_s(t)]^\beta}, & \text{if } j \in J_k(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

3.2 算法现实

(1)初始化:随机产生10组BPSK $\{\pm 1\}$ 盲估计序列,初始信息素为 $\tau_0^{\text{node}} = 0.1$,信息系数 $\alpha = 0.8$,启发系数 $\beta = 7$ 和蒸发系数 $\rho = 0.5$ 。

(2)计算盲估计序列,然后进行最优保存。

(3)所有蚂蚁根据式(9)更新各个节点的信息素,本次最优根据式(13)更新各个节点的信息素。

(4)所有蚂蚁更新各个节点的启发信息。

(5)原始蚂蚁以公式(15)以选择下一结点 j ,逆向蚂蚁以公式(16)选择下一结点 j 。

(6)当整个蚁群都完成周游后,保存当前的最优费用函数和与之对应的最佳周游路线。

(7)若不满足终止条件,则进行(3)。

(8)满足终止条件,得到改进蚁群算法总体的最佳费用函数和最佳周游路线,即为改进蚁群算法所要的最终估计的盲检测序列。

4 仿真试验

仿真采用BPSK序列,高斯白噪声,采用经典文献信道^[12],具体参数为:信道阶数为5,2径,滚降因子 $\alpha = 0.10$, $h(t) = P(t) - 0.7P(t - T/3)$,其中 $P(t)$ 为升余弦冲击响应。给出不同信噪比下盲检测误码率-信噪比曲线图,仿真结果经过100次Monte Carlo试验而得。为绘图方便,实验图中将误码率(BER)0处理为 10^{-5} 。

实验1:改进的蚁群算法与基本蚁群算法和遗传算法进行比较。

仿真结果如图2所示。

实验1的结果来看:和其它智能算法相比,本算法在求解中,在迭代较少次数时下就得到理想解,收敛速度和性能都明显提高,降低了蚂蚁搜索过早停滞的可能性,避免了早熟现象的发生。

实验2:不同信道对改进蚁群算法性能的影响(见图3)。

考虑如下4个盲均衡经典文献信道:信道一:采用权值和延时固定的合成信道,不含公零点;信道二:采

用含1个公零点合成信道;信道三:采用随机合成信道;信道四:按文献[9]产生的信道。

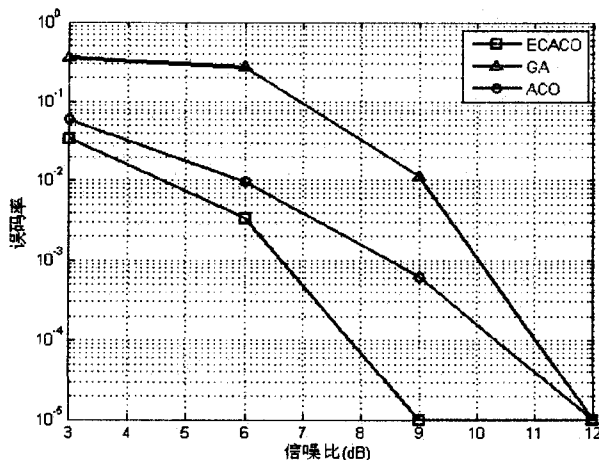


图2 改进的蚁群优化算法与基本蚁群优化和遗传算法性能比较

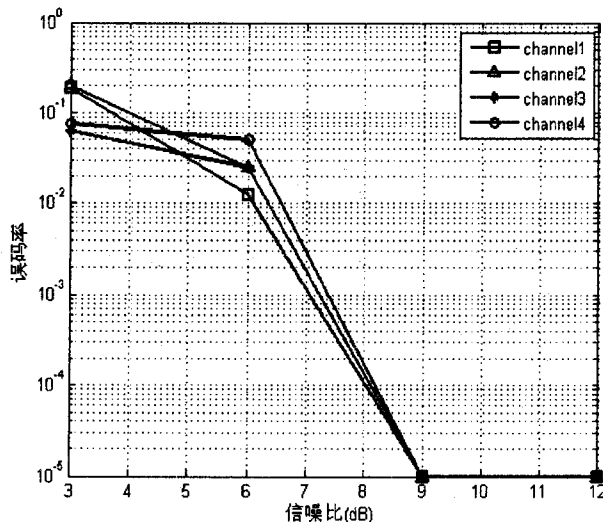


图3 不同信道下改进的蚁群优化盲检测算法性能比较

实验2的结果来看:本算法在四个信道中都能成功进行盲恢复,且本算法性能更为稳定,受信道影响较小。

实验3:改进蚁群算法与二阶盲检测算法比较。

仿真结果如图4所示。

实验3的结果来看:所提出的基于精英策略的逆向蚁群优化算法(ECACO)可完全恢复出发送序列,误码率明显低于经典的盲检测算法。

5 结束语

理论分析和仿真结果表明:采用有限字符集作为发送符号,使用整数约束的二次规划,文中提出的算法仅需较少的数据就可以直接有效且快速地盲恢复出发送信号,具有较低的误码率,是收敛速度和寻优能力都

比较好的一种优化方法。

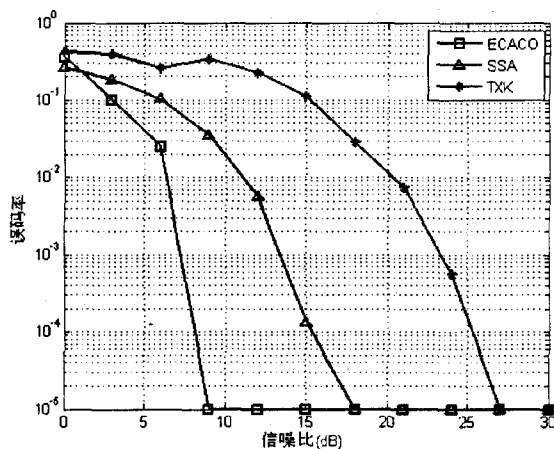


图 4 改进的蚁群优化算法与经典二阶盲均衡算法性能比较

参考文献:

- [1] 邱国霞, 张志涌. 基于离散微粒群优化的 MIMO 系统多用户盲检测[J]. 南京邮电大学学报, 2006, 26(6): 27-30.
- [2] Tong Lang, Xu Guanghan, Thomas K. Blind channel identification and equalization using second-order statistics: A time domain approach[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1994, 40(2): 340-349.
- [3] Shen Junqiang, Ding Zhi. Zero-forcing blind equalization based on subspace estimation for multiuser systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2001, 49(2): 262-271.
- [4] Maniezzo V, Colomi A, Dorigo M. The ant system applied to the quadratic assignment problem[R]. Belgium: Universit Libre de Bruxelles, 1994.
- [5] 张志涌, Er-Wei Bai. SIMO 含公零信道的直接盲序列检测[J]. 电子学报, 2005, 33(4): 671-675.
- [6] Zurada J M, Neural Networks: Binary Monotonic and Multiple-Valued[C]// Proc. of the 30th IEEE International Symposium on Multiple-Valued Logic. Portland, Oregon: [s. n.], 2000.
- [7] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - part B Cybernetics, 1996, 26(1): 29-41.
- [8] 李士勇. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
- [9] 吴启迪. 智能蚁群算法及其应用[M]. 上海: 上海科技教育出版社, 2004.
- [10] 徐精明, 曹先彬, 王煦法. 多态蚁群算法[J]. 中国科学技术大学学报, 2005(2): 2-4.
- [11] 刘玉霞, 王 萍, 修春波. 基于模拟退火策略的逆向蚁群算法[J]. 微计算机信息, 2006, 22(12/1): 265-267.
- [12] Ding Zhi. Blind equalization and identification[M]. [s. l.]: Marcel Dekker, Inc, 2000.
- [13] Vision, 1998, 27(2): 1-20.
- [14] Freeman W T, Pasztor E C, Carmichael O T. Learning Low-Level Vision[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 25-47.
- [15] Roth S, Black M J. Fields of Experts[J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 82(2): 205-229.
- [16] Mcauley J J, Caetano T S, Smola A J, et al. Learning High-Order MRF Priors of Color Images[C]// Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning (ICML 2006). New York: ACM Press, 2006.
- [17] Roth S, Black M J. On the Spatial Statistics of Optical Flow[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 33-50.
- [18] Roth S. High-Order Markov Random Fields for Low-Level Vision[D]. Stefan Roth Ph. D. Dissertation, Brown University, 2007.
- [19] Wooford O J, Reid I D, Torr P H S, et al. Fields of Experts for Image-based Rendering[C]// British Machine Vision Conference 2006 (BMVC 2006). Edinburgh: British Machine Vision Association, 2006.
- [20] Hinton G E. Products of experts[C]// Proceedings of the Ninth International Conference on Artificial Neural Networks. ICANN 99. London: The Institution of Electrical Engineers, 1999.
- [21] Hinton G. Training Products of Experts by Minimizing Contrastive Divergence[J]. Neural computation, 2002, 14(8): 1771-1800.
- [22] Carreira-Perpinán M Á, Hinton G E. On contrastive divergence learning[C]// 10th Int. Workshop on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS 2005). London: The Society for Artificial Intelligence and Statistics, 2005.
- [23] Arbelaez P, Fowlkes C, Martin D. The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark[DB/OL]. 2007-06. <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds/>.
- [24] Andrieu C, Freitas N, Doucet A, et al. An Introduction to MCMC for Machine Learning[J]. Machine Learning, 2003, 50(1): 5-43.
- [25] Neal R M. Probabilistic Inference Using Markov Chain Monte Carlo Methods, CRG-TR-93-1[R]. Toronto: Dept. of Computer Science, University of Toronto, 1993.
- [26] Gelman A, Roberts G O, Gilks W R. Efficient Metropolis jumping rules[C]. New York: Oxford Sci. Publ. Oxford Univ. Press, 1996.
- [27] Protilla J. Test Image[DB/OL]. 2005-03-14. <http://dec-sai.ugr.es/javier/denoise/test-images/index.htm>.

(上接第 89 页)