

拉伸技术粒子群优化算法的多用户检测器

任 诚, 唐普英, 方 峻

(电子科技大学光电信息学院 成都 610054)

【摘要】粒子群优化算法是一类新型进化算法,为提高粒子群优化算法对复杂问题全局最优解的探测能力,该文引入一种基于拉伸技术的粒子群优化算法,把它应用到CDMA通信系统中抗干扰关键技术——多用户检测中,提出了基于拉伸粒子群算法的多用户检测器。仿真结果表明,该检测器在误码率性能、抗远近效应和增加系统容量方面的性能较之其他的检测器均有明显的提高。

关 键 词 多用户检测; 远近效应; 粒子群优化算法; 拉伸技术
中图分类号 TP18 **文献标识码** A

Multiuser Detector Based on Particle Swarm Optimization with Stretching Technique

REN Cheng, TANG Pu-ying, FANG Jun

(School of Opto-Electronic Information, University Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

Abstract Particle Swarm Optimization (PSO) is a new evolutionary algorithm. In this paper, to improve the ability of the PSO algorithm for detecting global values, the Stretching Particle Swarm Optimization (SPSO), proposed by Parsopoulos, is introduced as a key technique to Code-Division Multiple-Access (CDMA) mobile system. We call this approach the SPSO Multi-User Detection (SPSO_MUD), the experimental results indicate that the performance of the SPSO_MUD is more efficient in BER capability, near-far resistance, and enlarging the system capacity than other detectors.

Key words multi-user detection; near-far resistance; particle swarm optimization; stretching technique

粒子群优化算法是1995年提出的新型全局优化算法^[1-7],算法由于简单、易实现且没有太多参数需要调整而广泛应用于函数优化、神经网络训练等多个领域。与其他全局优化算法一样,粒子群优化算法同样存在“早熟”现象。本文引入一种基于拉伸技术的新型粒子群优化算法(Stretching Particle Swarm Optimization, SPSO)。

1 拉伸技术粒子群优化算法

优化问题中,极大部分问题的目标函数存在多个局部或全局极值,这类问题的求解即便是全局优化算法,也会以较大概率收敛于某些局部极值,即“早熟”现象。要有效解决多模态函数的全局优化问题,必须使优化问题在搜索过程中及时从各局部极值点逃逸出来,以较大几率收敛于全局最优解。据此,文献[8]提出了基于拉伸技术的粒子群优化算法。拉伸技术的实质是根据已探测到的局部极值点

信息,对原始目标函数进行两次拉伸变化,剔除局部极值点及比局部极值大的点,不断缩小目标函数的搜索范围,降低搜索难度。两个变换函数为^[9]:

$$G(x)=f(x)+\gamma_1\|x-x^*\|(\text{sign}(f(x)-f(x^*))+1) \quad (1)$$

$$K(x)=G(x)+\gamma_2\frac{\text{sign}(f(x)-f(x^*))+1}{\tanh(\frac{1}{4}(G(x)-G(x^*)))} \quad (2)$$

式中 γ_1 、 γ_2 、 μ 为任意参数, γ_1 控制目标函数向上拉伸的幅度, γ_2 控制变换函数作用范围, μ 控制变换函数对探测到的局部极值点提升的幅度。建议参数设置^[9]: $\gamma_1=10^4/2$ 、 $\gamma_2=1/2$ 、 $\mu=10^{-10}$ 。引入“拉伸”(Stretching)技术前,先对所有微粒进行一次基本粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)操作,对其局部极值点进行探测。当搜索到某一局部极值点 x^* 后,通过 $G(x)$ 和 $K(x)$ 变换目标函数,在整个变化过程中,根据 $f(x^*)$ 信息对函数解空间划分为两

收稿日期: 2005-10-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60372002)

作者简介: 任 诚(1981-),女,硕士,主要从事计算智能方面的研究;唐普英(1965-),男,博士、副教授,主要从事计算智能及其应用方面的研究;方 峻(1980-),男,硕士生,主要从事计算智能方面的研究。

个部分进行：A： $R_1=\{x|f(x)<f(x^*)\}$ ；B： $R_2=\{x|f(x)>f(x^*)\}$ 。 R_1 内，原目标函数不变； R_2 内，原目标函数经过两次拉伸变化：第一次变化 $f(x)\rightarrow G(x)$ 后，函数值均向上拉伸，且离 x^* 越远的点其函数值被拉伸的幅度越大，剔除了函数值高于 $f(x^*)$ 的部分极值；第二次变换 $G(x)\rightarrow H(x)$ 后，函数被进一步向上拉伸，距离 x^* 越近，且函数值越接近 $f(x^*)$ 的点，其拉伸程度越大，进一步缩小了后续搜索空间。Stretching技术有效地降低了目标函数的复杂性，但未改变搜索目标，把它与全局优化算法PSO结合，降低了后续搜索难度，提高了搜索效率和精度。

2 基于SPSO的多用户检测器

从检测效果出发，现有的多用户检测器分为最佳多用户检测器(OMD)和次佳多用户检测器(SMD)。最佳多用户检测器因计算复杂度高而无法实现。目前研究方向是寻求性能和复杂度折衷，即对“远近”效应不敏感且误码性能类似于最佳多用户检测器的次佳多用户检测器。将SPSO算法与最佳多用户检测相结合，采用最佳多用户检测公式作为适应值函数。设 b 为各用户发送的信息序列； y 为接收信号经匹配滤波器组相关处理后的输出向量； R 为各个用户PN码互相关对称矩阵，实际中，各PN码不可能完全正交时存在多址干扰； W 为能量对角矩阵，其对角元素 p_{ij} 代表接收到的第 i 个用户的信号能量。最佳多用户检测可认为是一个组合优化问题，该问题可改写为^[10]：

$$\begin{cases} \text{Min: } f(x) = 0.5b^T P^T R P W b - y^T b \\ \text{Subject to: } b_i \in \{-1, +1\}^K \end{cases} \quad i=1, 2, \dots, K \quad (3)$$

通信系统中用户数为 K ，假定 K 维搜索空间中有 N 个粒子；其中第 i 个粒子的位置是 $b_i=[b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{iK}]^T$ ， $i=1, 2, \dots, N$ ；其速度为 $v_i=[v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iK}]^T$ ， $i=1, 2, \dots, N$ ； $E_i=f(x)$ 是第 i 个粒子在当前位置下所对应的适应值； $p_i=[p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iK}]^T$ 是第 i 个粒子曾经搜索到的最小函数值， b_i^{pbest} 是其对应位置； $g_i=[g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iK}]^T$ 是粒子群曾经搜索到的最小函数值， b^{gbest} 是其对应位置。

(1) 随机初始化粒子群。(2) 对所有粒子进行一次PSO操作，评价每个粒子在当前位置处的适应值： $E_i = 0.5b_i^T P^T R P W b_i - y^T b_i$ 。(3) 对 $i=1, 2, \dots, N$ ，比较 E_i 和 p_i ，如果 $E_i < p_i$ ，则令 $p_i = E_i$ ， $b_i^{pbest} = b_i$ 。(4) 对 $i=1, 2, \dots, N$ ，比较 p_i 和 g ，如果 $p_i < g$ ，则令 $g = p_i$ ， $b^{gbest} = b_i^{pbest}$ 。(5) 根据下式改变每个粒子的速度和位置：

$$v_{id} = v_{id} + c_1 * \text{rand}_1 * (b_{id}^{pbest} - b_{id}) + c_2 * \text{rand}_2 * (b_d^{gbest} - b_{id}) \quad (4)$$

$$b_{id} = b_{id} + v_{id} \quad (5)$$

(6) 利用两个变换函数式(1)、式(2)对 E_i 进行转换，再令 $E_i = K(x)$ 。(7) 如果已经满足终止规则，则终止计算，否则转至步骤(3)。终止规则为算法迭代次数达到规定的迭代次数。

3 算法仿真分析

基于对系统抗干扰能力和多址能力的考虑，选用31位的 m 序列作为伪随机(PN)码来扩展频谱^[11]。考虑一个10用户的CDMA通信系统，PSO的参数设置为：用户数目=10，粒子群大小=29， $V_{\max}=0.15$ ，终止规则迭代30代。选用传统单用户检测器(CD)、解相关多用户检测器(DE)、最佳多用户检测器(OMD)、基于基本PSO算法的多用户检测器(PSO_MUD)、基于拉伸粒子群算法的多用户检测器(SPSO_MUD)这五种检测器进行性能仿真比较分析。

3.1 严格功率控制下的误码率检测性能分析

严格功率控制的是所有用户的发送功率都相等，噪声是标准正态噪声，其功率(即方差)固定为1，用户信噪比(SNR)依次为0、2、4、6、8、10、12 dB，如图1所示。

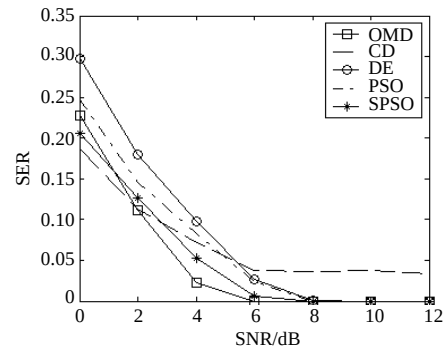


图1 严格功率控制下的误码率检测性能分析

图中，随信噪比的升高，各检测方法的误码率迅速降低，SPSO的误码率最接近OMD。SNR>6 dB时，CD误码率最高，SPSO误码率很小，性能非常接近OMD；当4 dB<SNR<6 dB时，DE增加最快；SNR<4 dB时，CD的增加速度慢些。究其原因：传统单用户检测器是将多址干扰视为白噪声，对噪声的敏感程度相对小些，所以曲线相对平缓。DE完全消除了多址干扰，但以增大噪声功率为代价，对噪声的敏感程度相对较大，曲线相对陡直；而SPSO较之PSO性能更接近OMD。

3.2 抗“远近”效应的能力

将移动台离基地的远近转化为各移动台发送

功率的大小。仍以10个用户为例, 设定第1个用户(可以理解为移动台)的功率可变, 其他9个用户的SNR固定在6 dB。在仿真中, 选择第1个用户的SNR分别为-6、-4、-2、0、2、4、6、8、10、12 dB, 如图2所示。DE比CD好, PSO比CD低得多, 而SPSO曲线更接近OMD曲线。其原因为: 远近效应是多址干扰的一种表现形式, 根源在于各用户信号间有互相关性。CD对这种互相关性未作任何考虑, 受远近效应影响最大; DE充分考虑了互相关性, 抗远近效应比较好; SPSO借助智能寻优及拉伸技术来优化全局探测能力, 其目标函数是最佳检测的判决公式, 性能自然最接近OMD。

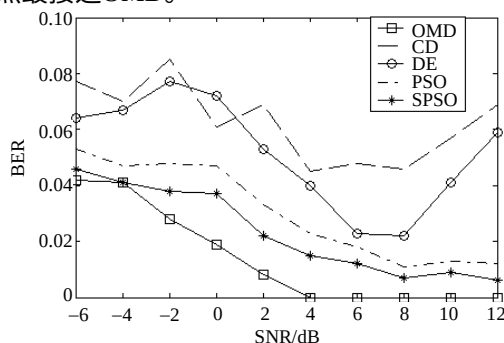


图2 抗“远近”效应的能力

3.3 随用户增加时的性能

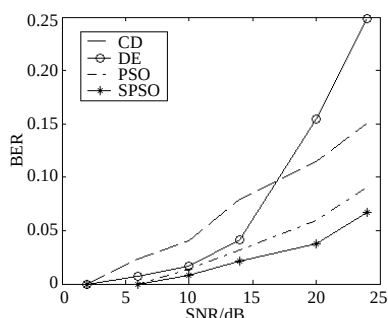


图3 随用户增加时的性能

与时分多址和频分多址技术不同, CDMA具有软容量限制。增加CDMA系统中的用户数目只会增加噪音背景。因此, CDMA中对用户数没有绝对的限制。用户数增加对系统的影响主要还是多址干扰的存在。随着用户数的增加, 各用户间的互相关信息越大, 由于多用户检测技术可以很好地抑制多址干扰, 对系统容量的提高有重要作用。用户数依次为2、6、10、14、20和24, 不失一般性, 所有用户功率固定, SNR均取6 dB, 如图3所示。图中, SPSO增加幅度最小, 上升趋势非常缓慢, CD误码率最高。这是因为: 用户数越多, 多址干扰越严重, CD对此没做任何处理, 误码率急剧上升; DE虽彻底消除了多址干扰, 却增加了噪声功率, 且随用户数增加, 求相关矩阵的逆难度越大, 精度降低, 导致检测性能

能下降; 而SPSO是利用拉伸粒子群优化算法, 向OMD逼近, 受用户数影响很小, 体现了很大的容量。

4 计算复杂度

在一台CPU为Inter1.7 GHz, 内存为128 MB的电脑上做试验, 分别单独运行PSO_MUD和SPSO_MUD, 程序仅运行一次, 所需要的时间分别为2 s和3 s。SPSO_MUD的耗时比PSO_MUD略微增加, 充分说明了SPSO_MUD的综合性能较好。

5 结 论

本文提出了基于拉伸粒子群算法的多用户检测器(SPSO_MUD), 仿真结果表明该检测器在严格功率控制下的误码率检测性能、抗“远近”效应的能力、随用户增加时的性能方面较之CD和DE有了很大提高, 较之PSO_MUD也有了明显改善。

参 考 文 献

- [1] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[J]. Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4(3): 1942-1948.
- [2] KENNEDY J. The particle swarm: Social adaptation of knowledge[C]//Proc. IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation. Indianapolis: [s.n.], 1997: 303-308.
- [3] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C]//Proc. of IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage: [s.n.], 1998: 69-73.
- [4] EBERHART R C, SHI Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]//Proc. 2000 Congress Evolutionary Computation, San Diego, CA: [s.n.], 2000: 84-88.
- [5] SHI Y, EBERHART R C. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[J]. Proc. Congress on Evolutionary Computation, 2001, 1: 81-86.
- [6] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation. 2002, 6(1): 58-73.
- [7] MENDES R, KENNEDY J, NEVES J. The fully informed particle swarm: simpler, maybe better[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 204-210.
- [8] PAROPOULOS K E, PLAGIANAKOS V P, MAGOULAS G D, et al. Improving the particle swarm optimizer by function “stretching”[J]. Hadjisavvas N, Pardalos P M, Eds. Advances in Convex Analysis and Global Optimization, 2001, (2): 445-457.
- [9] PAROPOULOS K E, VRAHATIS M N. On the computation of all global minimizers through particle swarm optimization[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 211-224.
- [10] VARANSI M K, AAZHANG B. Multistage detection in asynchronous code-division multiple-access communications [J]. IEEE Trans. on Commun., 1990, 38(4): 509-519.
- [11] 乌国杨. CDMA数字蜂窝网[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000.

编 辑 漆 蓉