

文章编号: 1000-8152(2011)07-1009-06

基于混合类电磁机制算法的混沌系统控制与同步

任子武¹, 熊 蓉², 褚 健²

(1. 苏州大学 机器人与微系统研究中心, 江苏 苏州 215021; 2. 浙江大学 智能系统与控制研究所, 浙江 杭州 310027)

摘要: 混沌系统控制与同步可通过优化方法设计控制律引导混沌系统轨道来实现。类电磁机制优化算法(EM)是模拟电磁场带电粒子间吸引-排斥行为机制的一种启发式搜索方法, 目前还尚未在混沌系统控制与同步问题中得到应用。本文提出一种混合类电磁机制优化算法(HEM)用于求解该优化问题, 该方法采用修改的类电磁机制算法(REM)与差分进化算法(DE)相融合平衡算法对解空间的全局探索和局部开发能力, 基准函数测试表明混合算法改善了全局搜索能力及求解可靠性。在此基础上, 采用 HEM 算法引导混沌系统的轨道, 搜索施加于系统的小扰动使其轨迹在短时间内跟踪到目标区域; 再将混沌系统的同步问题转化为在线轨道导引问题, 采用 HEM 优化算法解决。通过典型离散 Henon 映射为例, 数值仿真结果表明了该方法是解决混沌系统控制与同步的一种有效方法。

关键词: 类电磁机制优化; 差分进化; 混沌系统; 控制与同步

中图分类号: TP18 文献标识码: A

Control and synchronization of chaotic systems based on a hybrid electromagnetism-like mechanism algorithm

REN Zi-wu¹, XIONG Rong², CHU Jian²

(1. Robotics and Microsystems Centre, Soochow University, Suzhou Jiangsu 215021, China;
2. Institute of Cyber-Systems and Control, Zhejiang University, Hangzhou Zhejiang 310027, China)

Abstract: By using optimization method, we can design the control law for controlling and synchronizing chaotic systems to operate onto the desired directional orbits of chaotic dynamical systems. The electromagnetism-like algorithm(EM) is a meta-heuristic optimization method which simulates the attraction-repulsion behavior of electrically charged particles in the process of approaching the desired points. To the best of our knowledge, there is no research work on EM for control and synchronization of chaotic systems. In this paper, an effective hybrid electromagnetism-like algorithm(HEM) is presented to solve these optimization problems. The HEM combines the revised electromagnetism-like algorithm(REM) and the differential evolutionary algorithm(DE) to strive for a well balance between the global exploration and the local exploitation. The experimental results of benchmark functions show that this hybrid configuration greatly improves both the global optimization performance and the reliability performance. The proposed HEM has been applied to guide the orbits of discrete chaotic systems towards the desired target region within a short period of time, under a small bounded perturbation. Moreover, the synchronization of chaotic systems can be considered a problem of online guiding of orbits, solved by HEM algorithm. Numerical simulation results on the Henon mapping demonstrate the effectiveness of this hybrid.

Key words: electromagnetism-like mechanism; differential evolution; chaotic system; control and synchronization

1 引言(Introduction)

混沌系统的控制与同步是非线性科学中重要问题之一。自20世纪90年代初提出混沌系统控制问题以来, 相继有学者提出解决此问题的相应途径: 如参数微调(Ott-Grebogi-Yorke, OGY)方法^[1], 最优控制方法^[2]及反馈校正^[3]等途径。混沌系统控制的思想是用特定的小扰动引导给定混沌系统的轨道, 使混沌动力学系统从一初始点到达目标区域, 并减少到达希望区域的时间; 混沌系统同步本质也是一个控制问题, 通过一定的控制作用引导响应系统的轨道使其与驱动系统的轨道尽快趋于一致^[4]。因此混沌

同步可通过优化方法设计控制律引导混沌轨道来实现系统同步。近年来已有一些启发式搜索算法如遗传算法^[5]、模拟退火^[6]、粒子群优化^[7]及差分进化算法^[8]等方法用于解决混沌系统控制与同步问题。

近年来, 一种新颖的基于群体智能理论演化计算方法—类电磁机制优化算法(electromagnetism-like algorithm, EM)^[9,10]引起众多学者兴趣。类电磁机制优化算法源于电磁场中带电粒子间吸引-排斥机制行为的模拟, 由Birbil和Fang于2003年提出, 该算法将种群中的每个个体比作带电粒子, 通过带电粒子间吸引-排斥机制准则产生群体智能指导优

收稿日期: 2010-04-14; 收修改稿日期: 2010-09-03。

基金项目: 国家“863”计划重点资助项目(2008AA042602); 国家自然科学基金资助项目(61075078)。

化搜索;由于其具有良好的搜索性能特性,目前在函数优化^[11]、神经网络训练^[12]、项目调度^[13]及旅行商^[14]问题等领域中得到有效应用。

EM算法在实际优化问题中得到较多的应用,但标准类电磁机制算法因其自身固有优化模式存在一定缺陷如电荷量计算易溢出、参数敏感^[15],对复杂问题优化过程中易出现早熟收敛等问题。为克服算法缺陷并提高算法的优化性能,目前采用途径通常有两种:一是改进算法的演化机制如修改进化算子、补充进化操作等^[10,15],另一是融合其他演化方法构成混合类电磁机制优化算法^[11,13]。

本文提出一种混合类电磁机制优化算法(HEM),该方法采用修改的类电磁机制算法(REM)与差分进化算法(DE)相融合平衡算法对解空间的全局探索和局部开发能力,基准函数测试表明混合算法改善了全局搜索能力及可靠性。在此基础上,将HEM算法用于混沌系统的轨道引导,搜索施加于系统的小扰动使其轨迹在短时间内跟踪到目标区域;进而再将混沌系统的同步问题转化为在线轨道引导问题,并采用HEM算法解决。通过典型离散Henon映射为例,数值仿真结果表明了该方法的有效性。

2 类电磁机制优化算法描述(Description of the electromagnetism-like mechanism algorithm)

类电磁机制优化算法(EM)^[9,10]是一种模拟电磁场中带电粒子间吸引-排斥行为机制的启发式全局搜索方法。标准类电磁机制算法由4个基本步骤组成,即初始化、局部搜索、计算合力和移动粒子。算法在局部搜索步骤中对粒子各分量采用随机线性搜索方法;粒子 \mathbf{x}^i 电荷量计算公式可由下式确定:

$$q^i = \exp\left(-n \frac{f(\mathbf{x}^i) - f(\mathbf{x}^{\text{best}})}{\sum_{k=1}^m (f(\mathbf{x}^k) - f(\mathbf{x}^{\text{best}}))}\right), \\ i = 1, 2, \dots, m. \quad (1)$$

式中: n 为优化变量个数, m 为群体规模, $f(\mathbf{x}^i)$ 为粒子 \mathbf{x}^i 适配函数值。粒子 \mathbf{x}^i 所受的合力 \mathbf{F}^i 为

$$\mathbf{F}^i = \begin{cases} \sum_{j \neq i}^m (\mathbf{x}^j - \mathbf{x}^i) \frac{q^i q^j}{\|\mathbf{x}^j - \mathbf{x}^i\|^2}, & f(\mathbf{x}^j) < f(\mathbf{x}^i), \\ \sum_{j \neq i}^m (\mathbf{x}^i - \mathbf{x}^j) \frac{q^i q^j}{\|\mathbf{x}^j - \mathbf{x}^i\|^2}, & f(\mathbf{x}^j) \geq f(\mathbf{x}^i). \end{cases} \quad (2)$$

受合力 \mathbf{F}^i 作用粒子 \mathbf{x}^i 将沿合力方向移动至新位置

$$\mathbf{x}^i = \mathbf{x}^i + \lambda \frac{\mathbf{F}^i}{\|\mathbf{F}^i\|} (\text{RNG}), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (3)$$

式中: λ 为[0,1]随机数, RNG为一向量, 其分量表向上边界或下边界移动的可行步长。标准类电磁机制优化算法的流程和算法实现具体可参考文献[9]。

3 混合类电磁机制算法原理(Principle of the hybrid electromagnetism-like mechanism algorithm)

3.1 修改的类电磁机制优化算法(Revised electromagnetism-like mechanism)

标准类电磁机制算法中粒子所受合力会忽略解空间内某些可行区域,在一些复杂优化问题中容易出现早熟收敛,陷入局部极小解的缺陷。为了避免早熟问题,Birbil和Fang在原算法基础上,对合力计算步骤进行了修改,提出一种修改的类电磁机制优化算法(REM)^[10],该算法在合力计算中,对当前群体离最优粒子 \mathbf{x}^{best} 距离最远的个体 \mathbf{x}^p 施加扰动,使其可能移动到被忽略区域,增强算法全局搜索能力。被干扰点 \mathbf{x}^p 所施加的力按下式(4)计算:

$$\mathbf{F}_j^p = \begin{cases} (\mathbf{x}^j - \mathbf{x}^p) \frac{\lambda q^p q^j}{\|\mathbf{x}^j - \mathbf{x}^p\|^2}, & f(\mathbf{x}^j) < f(\mathbf{x}^p), \\ (\mathbf{x}^p - \mathbf{x}^j) \frac{\lambda q^p q^j}{\|\mathbf{x}^j - \mathbf{x}^p\|^2}, & f(\mathbf{x}^p) \leq f(\mathbf{x}^j). \end{cases} \quad (4)$$

式中 λ 为[0, 1]随机数。在算法中对干扰点 \mathbf{x}^p 施加部分力方向也给予扰动,如果参数 λ 小于新参数 $v \in (0, 1)$,则该力方向将反向。修改的类电磁机制优化算法中被扰动点 \mathbf{x}^p 可能会移动至解空间中被忽略区域,算法能以概率1全局收敛^[10]。

由于算法局部搜索步骤不影响算法的收敛性,修改的类电磁机制算法省略了局部搜索步骤,REM算法伪代码如下:

- 1) Initialize(\cdot)
- 2) While termination criteria are not satisfied do
- 3) Calculate the total force
- 4) Move the particle to new position
- 5) End while

3.2 差分进化算法(Differential evolutionary)

差分进化算法(DE)是一种通过种群个体合作与竞争实现问题求解的群智能优化方法。算法在每次迭代中,对当前群体利用差分变异和交叉操作,产生一临时种群;然后利用基于贪婪思想选择操作对此两群体进行一对一对选择,从而实现群体的更新。

设群体规模为 m ,优化问题维数为 n ,首先对当前个体 \mathbf{x}_i^t 按式(5)实施DE/best/1/bin变异操作,得到对应变异个体 \mathbf{v}_i^t :

$$\mathbf{v}_i^t = \mathbf{x}_{\text{gbest}}^t + F(\mathbf{x}_{r1}^t - \mathbf{x}_{r2}^t). \quad (5)$$

式(5)中: $r1, r2 \in \{1, 2, \dots, m\}$ 互不相同且与目标序号也 i 不同, $\mathbf{x}_{\text{gbest}}^t$ 为群体中适应度值最优个体, $F \in [0, 2]$ 为缩放因子。然后对 \mathbf{x}_i^t 和变异个体 \mathbf{v}_i^t 按下

式实施交叉操作,生成试验个体 \mathbf{u}_i^t :

$$\mathbf{u}_{ij}^t = \begin{cases} v_{ij}^t, & \text{rand}(\cdot) \leq CR | j = \text{randn}, \\ \mathbf{x}_{ij}^t, & \text{其他.} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中: $\text{rand}(\cdot)$ 为[0,1]间均匀分布随机数, $CR \in [0, 1]$ 为交叉概率, randn 为{1, 2, ..., n}中选取随机量。最后对试验个体 \mathbf{u}_i^t 和 \mathbf{x}_i^t 进行竞争,选择适应度更优的个体作为新一代个体 \mathbf{x}_i^{t+1} ,即

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_i^t, f(\mathbf{u}_i^t), & \text{s.t. } f(\mathbf{x}_i^t), \\ \mathbf{x}_i^t, f(\mathbf{x}_i^t), & \text{s.t. } f(\mathbf{u}_i^t). \end{cases} \quad (7)$$

采用DE/best/1/bin差分形式,即由种群当前最佳个体做引导实现个体自身变异,可避免个体更新过程中出现的“摆动”现象。

3.3 混合类电磁机制优化算法(Hybrid electromagnetism-like mechanism algorithm)

如3.1节所述,修改类电磁机制算法能以概率1全局收敛,但由于其忽略局部搜索步骤,修改类电磁机制算法对复杂优化问题优化解质量不及标准类电磁机制算法寻优解质量^[10]。

对REM算法与DE算法比较,两种算法对群体更新采用了完全不同的更新机制。REM算法模拟电磁场中带电粒子间吸引-排斥机制对群体更新,算法由于省略了局部搜索步骤,其对解空间全局探索能力强,群体具有多样性,但收敛速度较慢; DE算法采用差分进化更新个体,其变异操作由种群最佳个体 $\mathbf{x}_i^{\text{best}}$ 做引导,因而对解空间局部开发能力强,精度高,收敛速度快^[16]。为充分利用搜索空间全局信息及个体间的局部信息,将REM算法与DE算法结合构建一种混合类电磁机制算法^[17],以平衡算法对解空间的全局探索和局部开发能力。混合算法流程具体描述为:

- 1) 进化代数 $t = 0$, 初始化REM算法种群 $Q(t)$, 群体规模为 m ;
- 2) 初始化DE算法种群 $P(t)$, 规模数同为 m , 并评估群体 $P(t)$ 适应度值;
- 3) 评估REM算法群体 $Q(t)$ 的适应度值;
- 4) 在种群 $Q(t)$ 同种群 $P(t)$ 中优选前一半优秀个体生成群体 $P'(t)$;
- 5) 对 $P'(t)$ 执行DE差分进化生成新群体 $P(t+1)$,并评估群体 $P(t+1)$ 适应度值;
- 6) 如果满足算法终止条件,则输出最优个体,否则继续下一步;
- 7) 对种群 $Q(t)$ 执行REM类电磁进化生成新群体 $Q(t+1)$;
- 8) $t = t + 1$, 返回步骤3)。

混合HEM算法对最佳个体 $\mathbf{x}_i^{\text{best}}$ 采用信息共享机

制, $\mathbf{x}_i^{\text{best}}$ 即可为算法类电磁进化操作中的粒子电荷量计算提供最优个体适应度值信息,也为算法差分进化由 $\mathbf{x}_i^{\text{best}}$ 引导个体实现差分变异操作。

另算法中种群的最佳个体 $\mathbf{x}_i^{\text{best}}$ 即可能由差分进化操作产生,也可能由修改类电磁机制进化操作生成;结合两种不同优化机制混合搜索,可避免算法优良解的遗失,保持群体多样性并减弱早熟收敛现象,能更大概率地在优化空间中搜索到性能更优的全局最佳个体,避免了单一搜索机制在解决复杂优化问题时可能存在的早熟问题。

3.4 基准函数测试(Benchmark function tests)

为测试本文混合类电磁机制优化算法(HEM)搜索性能,以DE算法及REM算法作为参照,对下两基准函数寻优最小值对算法性能进行测试,其中 f_1 为Spherical函数, f_2 为Rosenbrock函数:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, \quad x_i \in [-100, 100], \quad (8)$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2), \\ x_i \in [-100, 100]. \quad (9)$$

测试函数全局最小值均为 $\min f_i = 0 (i = 1, 2)$ 。各方法参数设置如下: 变量维数 $n = 20$, 最大进化代数 $T = 500$; REM算法参数 $v = 0.5$; DE算法参数 $F = 0.75$, $CR = 0.90$; HEM算法中类电磁机制优化及差分进化操作的相应参数与前相同; 为公平比较算法性能, HEM算法种群数 $m = 30$, REM及DE算法种群规模是HEM算法两倍,即 $m = 60$ 。将测试函数作为算法适应度函数; 分别独立运行20次,表1分别为两基准函数独立寻优20次所对应的寻优结果。

表1 基准函数独立运行20次寻优结果比较

Table 1 Results of 20 independent runs for two functions

f 算法	最优	平均	最差	标准差
REM	5.8412	9.3974	1.2854E+01	1.8551
f_1 DE	6.6218E-12	3.9724E-11	1.7956E-10	3.9865E-11
HEM	7.7652E-15	1.7055E-13	8.7272E-13	2.4467E-13
REM	8.7290E+02	2.7331E+03	5.4810E+03	1.2396E+03
f_2 DE	6.7523	2.2986E+01	1.1373E+02	2.9512E+01
HEM	7.3435E-03	1.0678E+01	1.6047E+01	4.5300

从表1中可看出, HEM算法对函数 f_1, f_2 独立运行20次的最优、平均及最劣优化解精度都高于DE和REM算法,说明HEM混合算法优化性能强于DE,REM算法,算法有效平衡了对解空间的全局探索和局部开发能力;另外从20次优化解的标准差值比较,HEM算法得到优化解的适应度标准差值也最小,说明在求解质量上HEM算法也比DE,REM算法

具有稳定性.

图1为采用REM, DE和HEM算法对上两基准函数独立进行20次时平均最佳适应度值进化过程比较曲线. 从图中可看出, 采用HEM算法全局搜索能力及收敛速度均优于REM与DE算法, 说明HEM算法减弱了算法早熟、易陷入局部极值点缺陷, 改善了算法优化性能, 验证了算法有效性.

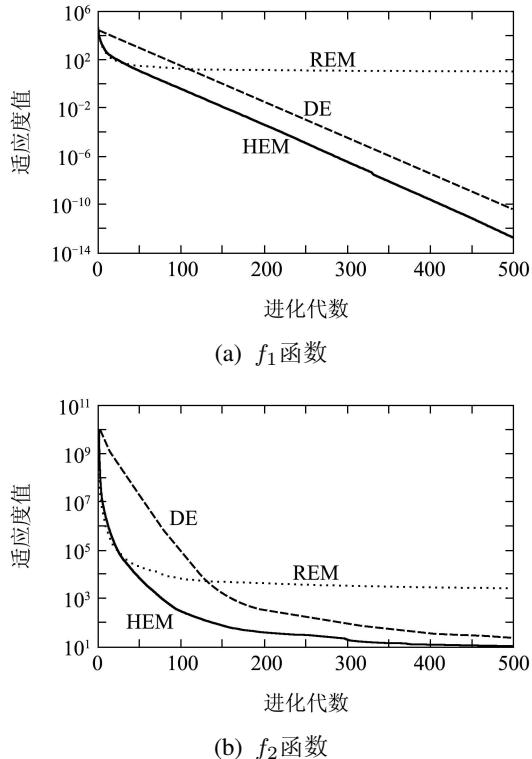


图1 不同算法平均进化曲线比较图

Fig. 1 Mean evolution curves of different algorithms

4 HEM算法用于混沌系统控制与同步 (Control and synchronization of chaotic systems using HEM)

考虑如下离散动态混沌系统:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k)), k = 1, 2, \dots, N. \quad (10)$$

式中: $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{f}: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ 连续可微.

4.1 混沌系统的控制问题描述(Description of control problem for chaotic systems)

设 $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$ 为系统一初始状态向量, 则在扰动 $\mathbf{u}(k) \in \mathbb{R}^n$ 作用下, 混沌系统状态方程表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{f}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{u}(k), \\ k &= 0, 1, 2, \dots, N-1. \end{aligned} \quad (11)$$

式中 $\|\mathbf{u}(k)\| < \mu$, μ 为一正实数.

混沌系统控制目标就是确定合适的 $\mathbf{u}(k)$, 使系统状态 $\mathbf{x}(N)$ 能跟踪到目标状态 \mathbf{x}_t 的 ε 邻域, 即 $\|\mathbf{x}(N) - \mathbf{x}_t\| < \varepsilon$, 使得局部控制器有效.

不失一般性, 假定 $\mathbf{u}(k)$ 只作用于 \mathbf{f} 第1部分, 得混沌系统控制问题可描述如下^[18]:

$$\begin{aligned} P1) \quad &\min \|\mathbf{x}(N) - \mathbf{x}_t\|, \quad k = 0, 1, \dots, N-1, \\ \text{s.t. } &\begin{cases} x_1(k+1) = f_1(\mathbf{x}(k)) + u(k), \\ x_i(k+1) = f_i(\mathbf{x}(k)), \quad i = 2, 3, \dots, n, \\ |u(k)| < \mu, \quad \mathbf{x}(k) = \mathbf{x}_0. \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

4.2 混沌系统的同步问题描述(Description of synchronization problem for chaotic systems)

设 $\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k))$ 与 $\mathbf{y}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{y}(k))$ 为两结构相同、初始状态不同的动态混沌系统. 通过反馈来实现混沌同步就是为选取适宜的反馈矩阵 $\mathbf{K}(k) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 系统按 $\|\mathbf{x}(N) - \mathbf{y}(N)\| \rightarrow 0$ 演化, 其中 $\mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \neq \mathbf{y}(0) = \mathbf{y}_0$, 且

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k)), \\ \mathbf{y}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{y}(k)) + \mathbf{K}(k) \cdot (\mathbf{y}(k) - \mathbf{x}(k)). \end{cases} \quad (13)$$

同样假定反馈仅作用于系统第一部分, 即 $K_{11}(k) \neq 0$, 反馈矩阵 $\mathbf{K}(k)$ 中其他元素为 0, 即 $K_{11}(k) = K(k)$, 则同步问题可描述如下^[18]:

$$\begin{aligned} P2) \quad &\min \|\mathbf{x}(N) - \mathbf{y}(N)\|, \quad k = 0, 1, \dots, N-1, \\ \text{s.t. } &\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(k)), \\ y_1(k+1) = f_1(\mathbf{y}(k)) + K(k) \cdot (y_1(k) - x_1(k)), \\ y_i(k+1) = f_i(\mathbf{y}(k)), \quad i = 2, 3, \dots, n, \\ |K(k)| < \kappa, \quad \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \neq \mathbf{y}(0) = \mathbf{y}_0. \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

但P2)问题的描述不完全等同于原问题, 由于系统对初值敏感, 当 $\mathbf{x}(N) \neq \mathbf{y}(N)$ 时将导致两混沌系统呈现不同轨迹. 因此在第 k' 步 $\|\mathbf{x}(k') - \mathbf{y}(k')\|$ 大于设定的阈值 δ 时需对P2)问题进行在线处理.

由上分析可知, 混沌系统控制与同步问题可转化为多维函数优化问题, 即搜索适宜控制律 $(u(0), \dots, u(N-1))^T$ 及 $(K(0), \dots, K(N-1))^T$ 分别最小化相应的目标函数. 现有的最优控制方法^[2]由于依赖梯度信息本质上是一种局部搜索方法^[6]; 虽遗传算法^[5]及粒子群优化^[7]等算法都是基于全局寻优的群智能搜索方法, 但对复杂高维函数优化问题难以获得高精度优化解. 本文采用混合类电磁机制优化算法解决混沌系统控制与同步问题.

5 仿真实验(Simulation)

考虑如下典型的Henon映射离散混沌系统, 离散 Henon映射描述如下:

$$\begin{cases} x_1(k+1) = -px_1^2(k) + x_2(k) + 1, \\ x_2(k+1) = qx_1(k), \end{cases} \quad (15)$$

式中 $p = 1.4$, $q = 0.3$.

设目标状态 \mathbf{x}_t 为一固定点 $(0.63135, 0.18941)^T$, $\mathbf{x}_0 = (0, 0)^T$, $u(k)$ 仅作用于 x_1 , $\mu = 0.01$. 采用GA, DE, REM和HEM对此混沌系统进行控制, 种群规模 $m = 20$; GA算法采用适应度比例选择算子(个体的适应度值以 $1/f$ 评价)、算术交叉和均匀变异算子, 其中交叉概率 $P_c = 0.80$, 变异概率 $P_m = 0.02$; HEM算法参数 $F = 0.75$, $CR = 0.90$, $v = 0.50$; REM和DE算法中相应参数与前相同. 为公平比较算法性能, HEM算法进化代数 $T = 500$, GA, DE及REM算法进化代数为HEM算法两倍, 即 $T = 1000$. 每种方法分别独立运算100次, 并将其与PSO^[7]结果比较, 表2列出不同 N 值下的目标函数平均值和最优值, 表3为没有引导下所需迭代次数.

表2 不同 N 下各种算法的统计性能Table 3 Statistics performance under different N

算法	N	平均目标值	最优目标值
HEM	$N = 6$	0.09390	0.09390
	$N = 7$	0.01290	0.01290
	$N = 8$	0.00047	0.00047
	$N = 9$	2.16539E-16	0
DE	$N = 6$	0.09390	0.09390
	$N = 7$	0.01290	0.01290
	$N = 8$	0.00047	0.00047
	$N = 9$	8.854757E-14	2.775558E-17
REM	$N = 6$	0.09409	0.09400
	$N = 7$	0.01302	0.01295
	$N = 8$	0.00065	0.00053
	$N = 9$	1.52640E-01	8.16231E-06
PSO ^[7]	$N = 6$	0.09390	0.09390
	$N = 7$	0.01340	0.01290
	$N = 8$	0.00085	0.00047
	$N = 9$	0.00061	0.00000
GA	$N = 6$	0.09463	0.09422
	$N = 7$	0.01343	0.01317
	$N = 8$	0.00130	0.00095
	$N = 9$	3.64506E-04	3.88820E-07

表3 没有引导情形下所需迭代次数

Table 4 Iteration number needed without directing

ε	0.02	0.01	0.001	0.0005	0.00001
迭代次数	1188	1573	17342	75217	3356954

从表2中HEM算法统计结果及表3中可看出, 随着 N 的增大, 目标状态与最终状态之间的距离逐渐减少, 引导误差较小算法足以对混沌系统局部控制起作用. 相比较而言若系统不采用轨道引导, 从相同初始状态出发系统需经过很长长时间才接近目标值, 且随误差值减少所需迭代次数也急剧增大.

另与GA, DE, REM和PSO^[7]算法统计结果比较看, HEM算法在不同 N 值下独立运算100次得到目标函数平均值和最优值都优于或同于其他算法相应值, 说明HEM算法对系统控制更具有效性.

下考虑混沌系统同步问题, 设驱动系统如式(15)所示, 其中 $x(0) = (0.2, 0.3)^T$; 响应系统

$$\begin{cases} y_1(k+1) = -py_1^2(k) + y_2(k) + 1 + \\ \quad K(k) \cdot (y_1(k) - x_1(k)), \\ y_2(k+1) = qy_1(k). \end{cases} \quad (16)$$

式中 $y(0) = (0.8, 0.5)^T$.

由于混沌系统同步问题需在线处理, N 值不易取值过大. 设定 $N = 5$, 反馈量幅值 $\kappa = 1$, 阈值 $\delta = 0.03$, 用HEM算法确定控制律, 其实验结果如图2所示. 其中图2(a)为响应系统与驱动系统在线处理时第一部分差值 $x_1 - y_1$ 变化情况, 两系统实现了很好的同步; 图2(c)为不在线处理时两系统 $x_1 - y_1$ 变化情况, 看出两系统经过若干步后轨迹偏离大; 图2(b)为系统在线处理时参数 K 变化情况.

由仿真实例分析得出, HEM算法能有效解决了混沌系统控制与同步问题.

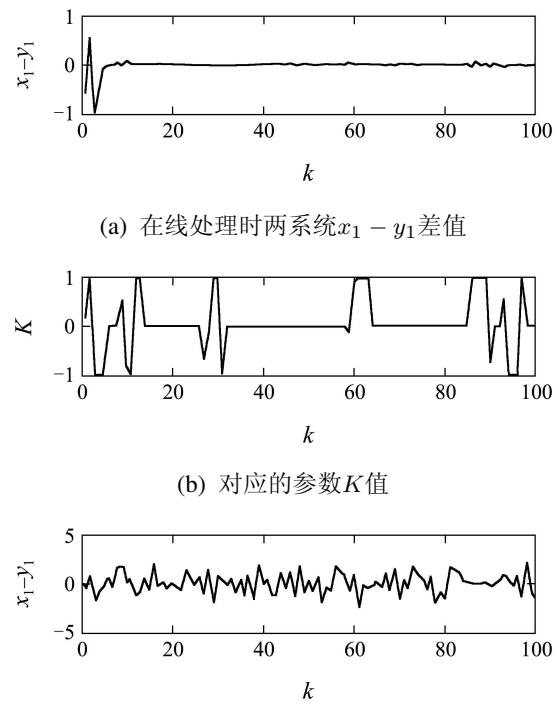


图2 混沌系统同步

Fig. 2 Chaos synchronization

6 结论(Conclusion)

混沌系统控制与同步问题可以转化为多维函数数值优化问题, 类电磁机制优化算法是近年来新提出的一种群智能搜索方法, 应用类电磁机制算法处理混沌系统的控制与同步还尚未有文献报道.

本文将修改类电磁机制算法(REM)和差分进化算法(DE)相结合,提出一种基于混合类电磁机制优化算法(HEM)的混沌系统控制与同步方法,在该方法中修改类电磁机制进化操作对解空间具有较强全局探索能力,DE/best/1/bin形式的差分进化操作对解空间具有较强局部开发能力,结合两种方法各自优点构成的HEM算法可有效平衡算法对解空间的全局探索和局部开发能力。基于Henon映射离散混沌系统仿真结果表明该混合算法是解决混沌系统控制与同步问题的一种有效方法。

将来有以下问题待继续研究:

- 1) 把Lyapunov稳定性理论和类电磁机制优化算法联系起来,把同步的目标和同步区域的优化问题结合起来,分析类电磁机制优化算法在混沌控制和同步中的收敛性是一个令人感兴趣的问题;
- 2) 将所提出优化算法进一步应用于实际领域中其他优化问题,如非线性系统的参数辨识、系统控制器设计及神经网络学习等领域中。

参考文献(References):

- [1] SHINBROT T, OTT E, GREBOGI C, et al. Using chaos to direct trajectories to targets[J]. *Physical Review Letters*, 1990, 65(26): 3215 – 3218.
- [2] PASKOTA M, MEES A I, TEO K L. Directing orbits of chaotic dynamical systems[J]. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 1995, 5(2): 573 – 583.
- [3] PASKOTA M, MEES A I, TEO K L. Directing orbits of chaotic systems in the presence of noise: feedback correction[J]. *Dynamics and Control*, 1997, 7(1): 25 – 47.
- [4] 杨涛, 邵惠鹤. 基于遗传算法混沌系统同步的研究[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(5): 789 – 792.
(YANG Tao, SHAO Huihe. Chaotic synchronization based on genetic algorithms[J]. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(5): 789 – 792.)
- [5] 钟晓敏, 邵世煌, 方建安. 用遗传算法引导混沌轨道[J]. 控制与决策, 1998, 13(2): 165 – 168.
(ZHONG Xiaomin, SHAO Shihuang, FANG Jianan. Directing orbits of chaotic dynamical systems using genetic algorithms[J]. *Control & Decision*, 1998, 13(2): 165 – 168.)
- [6] WANG L, LI L L, TANG F. Directing orbits of chaotic systems using a hybrid optimization strategy[J]. *Physics Letters A*, 2004, 324(1): 22 – 25.
- [7] LIU B, WANG L, JIN Y H, et al. Directing orbits of chaotic systems by particle swarm optimization[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2006, 29(2): 454 – 461.
- [8] LIU B, WANG L, JIN Y H, et al. Control and synchronization of chaotic systems by differential evolution algorithm[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2007, 34(2): 412 – 419.
- [9] BIRBIL S I, FANG S C. An electromagnetism-like mechanism for global optimization[J]. *Journal of Global Optimization*, 2003, 25(3): 263 – 282.
- [10] BIRBIL S I, FANG S C, SHEU R L. On the convergence of a population-based global optimization algorithm[J]. *Journal of Global Optimization*, 2004, 30 (3): 301 – 318.
- [11] ALIKHANI M G, JAVADIAN N, MOGHADDAM R T. A novel hybrid approach combining electromagnetism-like method with Solis and Wets local search for continuous optimization problems[J]. *Journal of Global Optimization*, 2009, 44(3): 227 – 234.
- [12] WANG X J, GAO L, ZHANG C Y. Electromagnetism-like mechanism based algorithm for neural network training[M] // HUANG D S, WUNSCH D C, LEVINE D S, et al. *Lecture Notes in Computer Science: Advanced Intelligent Computing Theories and Applications*. Berlin: Springer-Verlag, 2008, 5227: 40 – 45.
- [13] DEBELS D, REYCK B D, LEUS R, et al. A hybrid scatter search/electromagnetism meta-heuristic for project scheduling[J]. *European Journal of Operational Research*, 2006, 169(2): 638 – 653.
- [14] JAVADIAN N, ALIKHANI M G, MOGHADDAM R T. A discrete binary version of the electromagnetism-like heuristic for solving traveling salesman problem[M] // HUANG D S, WUNSCH D C, LEVINE D S, et al. *Lecture Notes in Computer Science: Advanced Intelligent Computing Theories and Applications*. Berlin: Springer-Verlag, 2008, 5227: 123 – 130.
- [15] 韩丽霞, 王宇平. 求解无约束优化问题的类电磁机制算法[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 664 – 668.
(HAN Lixia, WANG Yuping. Electromagnetism-like mechanism algorithm for unconstrained optimization problem[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(3): 664 – 668.)
- [16] 吴亮红, 王耀南, 周少武, 等. 双群体伪并行差分进化算法研究及应用[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(3): 453 – 458.
(WU Lianghong, WANG Yaonan, ZHOU Shaowu, et al. Research and application of pseudo parallel differential evolution algorithm with dual subpopulations[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(3): 453 – 458.)
- [17] WANG L, LI L P. An effective hybrid quantum-inspired evolutionary algorithm for parameter estimation of chaotic systems[J]. *Expert Systems with Application*, 2010, 37(2): 1279 – 1285.
- [18] 王凌, 刘波. 微粒群优化与调度算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.

作者简介:

- 任子武 (1976—), 男, 博士, 研究方向为计算智能理论与应用、复杂系统仿真, E-mail: zwren@iipc.zju.edu.cn;
- 熊 蓉 (1972—), 女, 副教授, 研究方向为智能环境建模、多智能体协作, E-mail: rxiong@iipc.zju.edu.cn, 通讯作者;
- 褚 健 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为工业控制、智能系统等, E-mail: chuj@iipc.zju.edu.cn.