

基于混合量子进化计算的混沌系统参数估计

任子武, 熊 蓉

(浙江大学 智能系统与控制研究所, 浙江 杭州 310027)

摘要: 混沌系统参数估计本质上是一多维参数优化问题. 为精确估计混沌系统的未知参数, 本文提出一种混合量子进化算法(HQEA)用于求解该优化问题, 该方法采用实数量子角形式表示染色体, 用量子比特的概率作为个体的当前位置信息; 提出由差分进化计算更新量子位置状态的量子差分进化算法(QDE), 并将其与实数编码量子进化算法(RQEA)相融合, 以便令算法在解空间的全局探索和局部开发能力之间取得平衡. 算法还引入量子非门算子, 对当前最佳个体中按某个概率选中的量子比特位, 进行变换操作, 以便增强算法跳出局部最优解的能力. 基准函数测试表明混合算法的全局搜索能力及可靠性都有很大改善. 通过Lorenz混沌系统进行数值仿真, 结果表明了该混合算法的有效性.

关键词: 量子进化算法; 差分进化算法; 混沌系统; 参数估计

中图分类号: TP18 文献标识码: A

Hybrid quantum-inspired evolutionary algorithm-based parameter estimation for chaotic systems

REN Zi-wu, XIONG Rong

(Institute of Cyber-Systems and Control, Zhejiang University, Hangzhou Zhejiang 310027, China)

Abstract: Parameter estimation of chaotic systems is essentially a multidimensional optimization problem. To estimate the unknown parameters of chaotic systems precisely, we present an effective hybrid quantum-inspired evolutionary algorithm (HQEA), in which the real-valued quantum angle is used to express the Q-bits of chromosome, and the probability of each Q-bit is considered the position information of the chromosome. Combining the quantum differential evolutionary algorithm (QDE) which uses differential evolution to update the state of Q-bits with the real-coded quantum evolutionary algorithm (RQEA) which employs quantum rotation gate to update the state of Q-bits, we make a balance between the global exploration and the local exploitation. In addition, the HQEA performs the quantum non-gate operation in which the Q-bits selected from the current best chromosome with a certain probability are transformed to get rid of the premature local optimum. The experimental results of benchmark function tests show that the HQEA algorithm greatly improves the global optimization performance as well as the reliability performance. Numerical simulation results of the Lorenz system also demonstrate its effectiveness.

Key words: quantum-inspired evolutionary algorithm; differential evolution; chaotic system; parameter estimation

1 引言(Introduction)

自20世纪90年代初混沌系统控制与同步提出以来, 其理论与方法已得到充分研究^[1~3]; 然而现有许多方法需依赖于混沌系统参数已知前提下给出; 由于混沌系统的复杂性, 在实际应用中一些参数很难提前确定或者某些参数并不可知, 因此混沌系统参数估计已成为混沌系统控制与同步先要解决的关键问题. 通过构造一适当的适配函数, 混沌系统参数估计可转化为一多维函数的参数优化问题, 近年来已有一些启发式搜索算法如遗传算法^[4]、混沌蚁群算法^[5]、粒子群优化^[6]及差分进化算法^[7]等方法相继

应用于混沌系统的参数估计中.

量子计算是信息科学和量子力学相结合的新兴交叉学科, 自20世纪80年代初Benioff和Feynman提出以来^[8,9], 量子计算就以其独特计算性能引起诸多学者广泛兴趣. 量子进化算法(quantum-inspired evolutionary algorithm, QEA)是量子计算与进化计算相融合的产物^[10], 是近年来新兴的研究热点, 它利用量子理论中量子态叠加、纠缠及相干特性, 通过量子比特编码染色体, 利用量子旋转门更新完成进化搜索, 具有种群规模小、收敛速度快和计算效率高特点, 因此已成功应用于背包问题^[10]、旅行商问

题^[11]及信号处理^[12]等领域中.

QEA算法在实际优化问题中得到较多的应用,但常规QEA算法中,量子旋转门旋转角的取值直接影响到算法的收敛速度和搜索能力,基于查询表方式给出的旋转角由于离散,对问题解空间搜索具有跳跃性,影响了算法的搜索效率;另外QEA算法染色体量子比特位转换为经典比特位时由于频繁涉及到基于概率运算操作过程,具有较大的随机和盲目性^[13],因此单纯的QEA算法不适宜处理一些复杂且要求精度高的连续数值优化问题.

针对上述问题,本文提出一种实数编码的混合量子进化算法(HQEA),该方法采用实数量子角形式编码染色体,将染色体量子比特位概率幅值直接描述个体的位置信息,通过融合量子差分进化算法(QDE)及实数编码量子进化算法(RQEA)来平衡算法对解空间的全局探索和局部开发能力.典型基准函数测试结果表明该方法优化性能及可靠性优于RQEA和QDE方法;将其应用于Lorenz混沌系统参数估计中,数值仿真结果表明了该方法有效性.

2 算法原理及描述(The principle and description of algorithm)

2.1 量子染色体编码及解空间变换(Encoding and solution space transform for quantum chromosome)

量子进化算法中最小的信息单位是量子比特,一个量子比特状态可表示为

$$|\phi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle. \quad (1)$$

式中 α 和 β 分别表示量子态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅,其满足归一化条件 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$.

在HQEA算法中,量子比特概率幅用量子角形式 $[\theta] = [\cos\theta \ \sin\theta]^T$ 表示,其 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态概率幅满足 $|\cos\theta|^2 + |\sin\theta|^2 = 1$;HQEA算法将量子比特的概率幅直接表示个体当前位置信息,因此变量维数为 m 的量子染色体编码可描述为

$$\begin{bmatrix} \cos\theta_1 & \cos\theta_2 & \cdots & \cos\theta_m \\ \sin\theta_1 & \sin\theta_2 & \cdots & \sin\theta_m \end{bmatrix}. \quad (2)$$

用量子角形式可简化表达为 $[\theta_1|\theta_2|\cdots|\theta_m]$,每条染色体包含2条并列的基因链,每条基因链代表优化问题的一候选解.

为评价量子个体的优劣程度,需要对个体基因链进行解空间变换.设优化问题第 j 个变量 $x_j \in [x_j^{\min}, x_j^{\max}]$,量子个体 \mathbf{q}_i 第 j 个量子位为 $(\alpha_{ij} \ \beta_{ij})^T$,则基因链解空间变换式为:

$$x_{ij}^{(u)} = x_j^{\min} + \frac{1}{2}(\alpha_{ij} + 1)(x_j^{\max} - x_j^{\min}), \quad (3)$$

$$x_{ij}^{(l)} = x_j^{\min} + \frac{1}{2}(\beta_{ij} + 1)(x_j^{\max} - x_j^{\min}). \quad (4)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$; $j = 1, 2, \dots, m$, n 表示群体规模, m 表示量子位数. HQEA算法选用单基因链解变换评价量子个体的适应度值.

2.2 实数量子进化算法量子染色体更新(Quantum chromosome update for RQEA)

量子进化算法(QEA)采用量子旋转门作为种群更新策略,旋转门更新量子位状态操作可表示为

$$\begin{bmatrix} \alpha_j' \\ \beta_j' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta_j) & -\sin(\Delta\theta_j) \\ \sin(\Delta\theta_j) & \cos(\Delta\theta_j) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_j \\ \beta_j \end{bmatrix}. \quad (5)$$

式中 $\Delta\theta_j$ 为旋转角. RQEA算法采用实数量子角形式 $[\theta_1|\theta_2|\cdots|\theta_m]$ 编码染色体,因此RQEA算法中量子旋转门旋转操作可表达为 $[\theta_j'] = [\theta_j + \Delta\theta_j]$.

量子旋转门旋转目的是为使当前个体逼近当前全局最佳个体, RQEA算法中旋转角 $\Delta\theta$ 方向由以下定理确定:

定理 1^[13] 设 $P_0(\alpha_0, \beta_0)$ 是当前搜索到全局最佳解中某量子位的概率幅, $P_1(\alpha_1, \beta_1)$ 是某当前解中相应量子位的概率幅,记

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha_0 & \alpha_1 \\ \beta_0 & \beta_1 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

当 $\mathbf{A} \neq 0$ 时,旋转角方向为 $\text{sgn} \Delta\theta = -\text{sgn} \mathbf{A}$;当 $\mathbf{A} = 0$ 时,旋转角方向取正负均可.

对于旋转角 $\Delta\theta$ 大小, RQEA算法将考虑目标函数在搜索点的梯度信息,当搜索点处目标函数的梯度较大时,减少转角步长,反之适当加大转角步长,由此设计如下形式的旋转角步长函数^[13]:

$$\Delta\theta_{ij} = -\text{sgn} \mathbf{A} \cdot \Delta\theta_0 \exp\left(-\frac{|\nabla f(x_{ij})| - \nabla f_{j \min}}{\nabla f_{j \max} - \nabla f_{j \min}}\right). \quad (7)$$

其中: 矩阵 \mathbf{A} 如式(6)所示, $\Delta\theta_0$ 为旋转角迭代初值, $\nabla f(x_{ij})$ 为适配函数 $f(\mathbf{x})$ 在点 x_{ij} 处梯度, $\nabla f_{j \max}$ 与 $\nabla f_{j \min}$ 分别为:

$$\nabla f_{j \max} = \max\left\{\left|\frac{\partial f(\mathbf{x}_1)}{\partial x_{1j}}\right|, \dots, \left|\frac{\partial f(\mathbf{x}_n)}{\partial x_{nj}}\right|\right\}, \quad (8)$$

$$\nabla f_{j \min} = \min\left\{\left|\frac{\partial f(\mathbf{x}_1)}{\partial x_{1j}}\right|, \dots, \left|\frac{\partial f(\mathbf{x}_n)}{\partial x_{nj}}\right|\right\}. \quad (9)$$

式中 x_{ij} ($i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, m$)为候选解 \mathbf{x}_i 第 j 维变量. 当目标函数不可导时,将采用相邻两代的一阶差分代替梯度信息.

2.3 量子差分进化算法量子染色体更新(Quantum chromosome update for QDE)

QDE算法采用差分进化^[14](DE)更新染色体量子比特的状态. 算法在每次迭代中,对当前量子群体利

用差分进化变异和交叉操作,产生一临时种群;然后再利用基于贪婪思想的选择操作对这两群体进行一对一的选择,从而实现量子群体的更新。

设染色体量子位数为 m ,群体规模为 n ,对当前代采用量子角形式编码的每一个量子染色体 $\mathbf{q}_i^t = (\theta_{i1}^t, \theta_{i2}^t, \dots, \theta_{im}^t)$ 按下式实施DE/best/1/bin变异操作,得到对应变异个体 \mathbf{v}_i^t

$$\mathbf{v}_i^t = \mathbf{q}_{\text{gbest}}^t + F(\mathbf{q}_{r1}^t - \mathbf{q}_{r2}^t). \quad (10)$$

式(10)中 $r1, r2 \in \{1, 2, \dots, n\}$ 互不相同且与目标序号 i 也不同, $\mathbf{q}_{\text{gbest}}^t$ 为群体中适应度值最优量子个体, $F \in [0, 2]$ 为缩放因子. 然后对 \mathbf{q}_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 :

$$\mathbf{u}_{ij}^t = \begin{cases} \mathbf{v}_{ij}^t, & \text{rand}(\cdot) \leq CR | j = \text{randn}, \\ \mathbf{q}_{ij}^t, & \text{其他}. \end{cases} \quad (11)$$

式(11)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 $\{1, 2, \dots, m\}$ 中选取随机量. 最后对试验个体 \mathbf{u}_i^t 和 \mathbf{q}_i^t 进行竞争,选择适应度更优的个体作为新一代量子个体 \mathbf{q}_i^{t+1} ,即

$$\mathbf{q}_i^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_i^t, & f(\mathbf{u}_i^t) \text{ 优于 } f(\mathbf{q}_i^t), \\ \mathbf{q}_i^t, & f(\mathbf{q}_i^t) \text{ 优于 } f(\mathbf{u}_i^t). \end{cases} \quad (12)$$

QDE算法中采用DE/best/1/bin差分形式,即由种群当前最佳个体对应的量子位状态做引导实现个体自身变异,可避免量子位更新过程中出现“摆动”现象。

2.4 混合量子进化算法(HQEA)

由上过程可以看出, RQEA算法与QDE算法均采用了基于实数量子角形式对染色体进行编码. 但从量子比特状态更新机制上看, RQEA与QDE采用两种完全不同的更新机制, RQEA算法通过量子旋转门对量子位进行更新,其群体具有多样性,对解空间具有较强的全局探索能力,但该方法收敛速度较慢; QDE算法采用差分进化更新个体量子位状态,其变异操作由种群最佳量子个体 $\mathbf{q}_{\text{gbest}}^t$ 做引导,因而对解空间局部开发能力强,精度高,收敛速度快. 为平衡算法对解空间的全局探索和局部开发能力,结合两种方法的特点,发挥各自优势,将RQEA算法与QDE算法结合构建一种混合量子进化算法^[15]. 算法框图如图1所示。

框图中对 $\mathbf{q}_{\text{gbest}}^t$ 量子非门变换操作按下式进行:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta + \pi/2 - 2\theta) \\ \sin(\theta + \pi/2 - 2\theta) \end{bmatrix}. \quad (13)$$

其中 θ 为当前最佳个体 $\mathbf{q}_{\text{gbest}}^t$ 以概率 P_m 选中的量子位所对应量子角. 该操作能使种群量子个体在其

它搜索区域可能发现更优的全局最佳量子个体,并指导RQEA算法与QDE算法更新群体量子比特状态,从而增强算法跳出局部最优解能力。

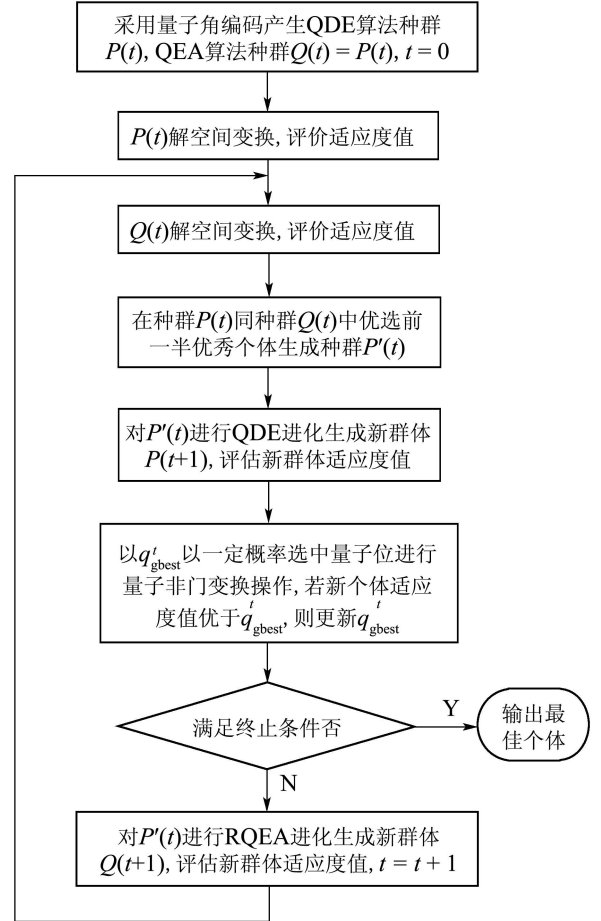


图1 混合量子进化算法基本框架

Fig. 1 The basic framework of the HQEA

算法中种群的最佳个体 $\mathbf{q}_{\text{gbest}}^t$ 即可能由量子差分进化操作产生,也可能由实数编码量子进化操作或量子非门变换算子生成;结合两种不同优化机制算法混合搜索,能更大概率地在优化空间中搜索到性能更优的全局最佳量子个体,避免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。

另HQEA算法对最佳个体 $\mathbf{q}_{\text{gbest}}^t$ 采用信息共享机制, $\mathbf{q}_{\text{gbest}}^t$ 即为RQEA算法中由量子旋转门更新量子个体提供位置信息,也为QDE算法中由 $\mathbf{q}_{\text{gbest}}^t$ 引导量子个体实现差分变异操作。

2.5 基准函数测试(Benchmark function tests)

为测试本文HQEA算法的搜索性能,以QDE算法及RQEA算法作为参照,对以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:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2, \quad x_i \in [-100, 100], \quad (14)$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{D-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2),$$

$$x_i \in [-100, 100]. \quad (15)$$

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: 维数 $D = 15$, 最大进化代数 $T = 500$; RQEA 算法中 $\Delta\theta_0 = 0.05\pi$; QDE 算法

中 $F = 0.75, CR = 0.90$; HQEA 算法中 $\Delta\theta_0 = 0.05\pi, F = 0.75, CR = 0.90, P_m = 0.10$. 为公平比较算法性能, HQEA 算法种群规模 $n = 30$, RQEA 及 QDE 算法种群规模是 HQEA 算法两倍, 即 $n = 60$. 将测试函数作为算法适应度函数; 表 1 为两基准函数分别独立运行 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
f_1	RQEA	2.6166E-01	1.0552	2.1055	4.7842E-01
	QDE	3.6230E-15	1.3487E-06	2.6952E-05	6.0264E-06
	HQEA	3.2206E-16	9.1679E-11	1.0146E-09	2.5608E-10
f_2	RQEA	1.2732E+03	1.8663E+04	1.4747E+05	3.2826E+04
	QDE	3.2569	2.0573E+01	1.7695E+02	3.8766E+01
	HQEA	7.4137E-04	1.4198E+01	6.3692E+01	1.3634E+01

从上表中可看出, HQEA 算法对函数 f_1, f_2 寻优解精度高于 QDE 和 RQEA 算法, 说明 HQEA 混合算法优化性能强于另两种方法, 算法有效平衡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, HQEA 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 HQEA 算法更具有稳定性.

图 2 为采用 RQEA, QDE 和 HQEA 算法对上两基准函数分别独立运行 20 次时平均最佳适应度值进化比较曲线. 从图 2 中可看出, 采用 HQEA 算法全局搜索能力及收敛速度上均优于 RQEA 与 QDE 算法, 说明 HQEA 算法减弱了算法早熟、易陷入局部极值点缺陷, 改善算法优化性能, 验证 HQEA 算法有效性.

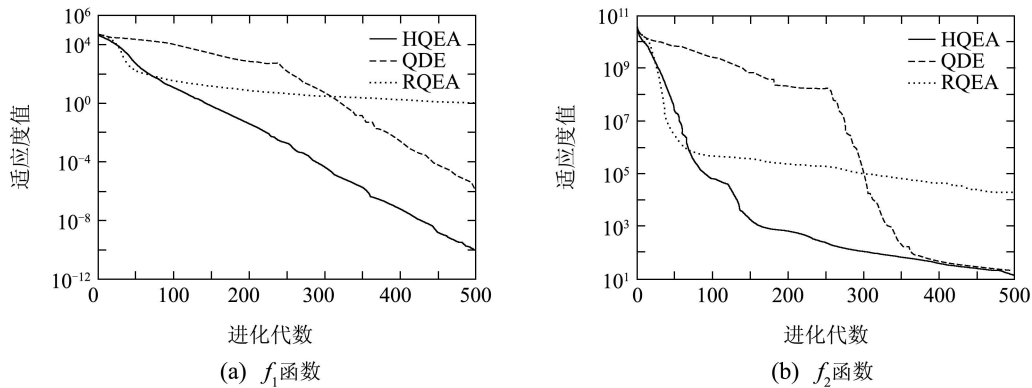


图 2 不同算法平均进化曲线比较图

Fig. 2 Mean evolution curves of different algorithms

3 HQEA 算法用于混沌系统参数估计 (Parameter estimation of chaotic systems using HQEA)

3.1 混沌系统参数估计的思想 (Basic ideas of parameter estimation for chaotic systems)

考虑如下 n 维混沌系统:

$$\dot{x} = G(x, x_0, \theta_0). \quad (16)$$

式中: $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T \in \mathbb{R}^n$ 表示系统 n 维

状态变量, x_0 表示系统初始状态, $\theta_0 = [\theta_{10} \ \theta_{20} \ \dots \ \theta_{d0}]^T$ 表示系统参数的真实值.

当对系统参数进行估计时, 假定系统的结构已知, 则估计系统可描述如下:

$$\dot{y} = G(y, x_0, \theta). \quad (17)$$

式中: $y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]^T \in \mathbb{R}^n$ 表示估计系统状态变量, $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_d]^T$ 表示其参数估计值.

如图 3 所示, 混沌系统参数估计就是寻优一组

最优或接近最优系统未知参数组合 θ ,使系统状态变量 x 和估计系统状态变量 y 构成的误差函数值最小.

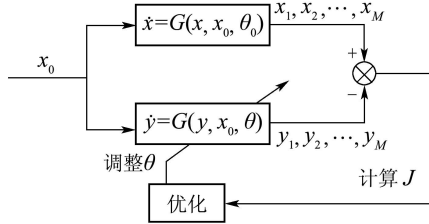


图3 混沌系统参数估计原理图

Fig. 3 Parameter estimation principle for chaotic systems

3.2 适配函数的选取(The selection of fitness function)

设 x_k 为真实系统在时间 k 时状态变量, y_k 为估计系统在时间 k 时状态变量, M 为用于参数估计状态变量序列的长度, 则适配函数可为

$$\min f(K) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \|x_k - y_k\|^2. \quad (18)$$

式中 K 表示个体 $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_d]$, 适配函数值越小, 混沌系统参数估计值的精度越高.

显然, 混沌系统的参数估计可转化为一多维函数数值优化问题, 由于混沌系统不稳定性及目标函数存在有局部极值点等, 常规优化方法难以得

到高精度参数估计值, 本文采用混合量子进化算法求解此优化问题.

4 仿真实验(Simulation)

本文以典型的Lorenz混沌系统为例, 说明基于HQEA算法的混沌系统参数估计, Lorenz混沌系统可用如下状态方程表达:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \theta_1(x_2 - x_1), \\ \dot{x}_2 = \theta_2 x_1 - x_1 x_3 - x_2, \\ \dot{x}_3 = x_1 x_2 - \theta_3 x_3. \end{cases} \quad (19)$$

式中系统参数真实值分别为 $\theta_1 = 10, \theta_2 = 28, \theta_3 = 8/3$. 采用4阶Runge-Kutta法求解常微分方程, 步长 $h = 0.01$, Lorenz系统先自由演化经历暂态后任意选取一点作为0时刻, 并连续演化至300 h时刻, 即用于计算适配函数值的状态变量数. 采用RQEA, QDE和HQEA算法估计系统参数都未知情形下的3个参数值, 其中 θ_1, θ_2 与 θ_3 搜索空间分别为[9, 11], [20, 30]和[2, 3]; HQEA算法种群规模 $n = 60, T = 100, \Delta\theta_0 = 0.02\pi, F = 0.75, CR = 0.90, P_m = 0.15$; QDE与RQEA算法种群规模 $n = 120$, 进化代数 $T = 100$; RQEA算法参数 $\Delta\theta_0 = 0.02\pi$; QDE算法参数 $F = 0.75, CR = 0.90$. 每种算法独立运行20次, 并将其与PSO^[6], DE^[7]和HQEDE^[15]估计结果进行比较, 结果如表2所示.

表2 各算法参数估计结果比较

Table 2 Results comparison of different algorithms for parameter estimation

	算法	θ_1	θ_2	θ_3	f
最优	HQEA	10.000000	28.000000	2.666667	7.1327E-19
	QDE	10.000000	28.000000	2.666667	1.8992E-17
	RQEA	9.999955	27.999621	2.666921	7.5696E-06
	PSO ^[6]	9.995332	28.007146	2.667013	0.048645
	DE ^[7]	10.000096	27.999999	2.666664	0.0000002
	HQEDE ^[15]	10.000000	28.000000	2.666667	7.0870E-14
平均	HQEA	10.000000	28.000000	2.666667	4.3880E-16
	QDE	10.000000	28.000000	2.666667	1.3379E-13
	RQEA	10.116259	27.984267	2.660043	3.2972E-03
	PSO ^[6]	10.018417	27.993390	2.666281	4.182781
	DE ^[7]	10.010050	27.993870	2.666551	0.00036
	HQEDE ^[15]	10.000000	28.000000	2.666667	2.3559E-13
最差	HQEA	10.000000	28.000000	2.666667	3.6779E-15
	QDE	10.000000	28.000000	2.666667	2.5271E-12
	RQEA	10.772376	27.967165	2.613776	1.9920E-02
	PSO ^[6]	10.608212	27.704424	2.657231	39.406026
	DE ^[7]	10.054064	27.971791	2.665526	0.0016939
	HQEDE ^[15]	10.000000	28.000000	2.666667	2.0005E-12

从表2中可看出, HQEA算法参数估计值几乎接近于其参数的真实值, 参数估计精度高; 与另5种方法估计结果进行比较, HQEA算法20次独立运行的最优、平均及最劣估计结果都优于其它算法的相应值; 另除QDE算法最优估计结果外, HQEA算法最劣估计结果都比RQEA, PSO^[6], DE^[7]和HQEDE^[15]算法的最优结果还好. 由上说明, HQEA算法对Lorenz混沌系统的参数估计效果更具有有效性.

为了进一步说明HQEA算法对Lorenz混沌系统的参数估计过程, 图4和图5分别给出一个典型的适配函数和参数估计的进化过程. 从图中可看出, 适配函数值 f 快速逼近至0, 参数 θ_1 , θ_2 与 θ_3 估计值在相对较小进化代数内也迅速收敛至真实值, 显示HQEA算法高效的全局搜索能力及快速收敛速度.

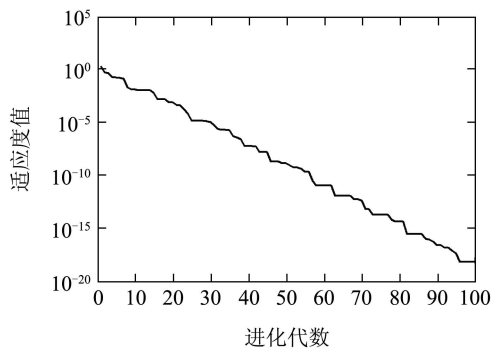


图 4 HQEA算法典型适配函数的进化曲线

Fig. 4 Typical evolution curve of fitness value for HQEA

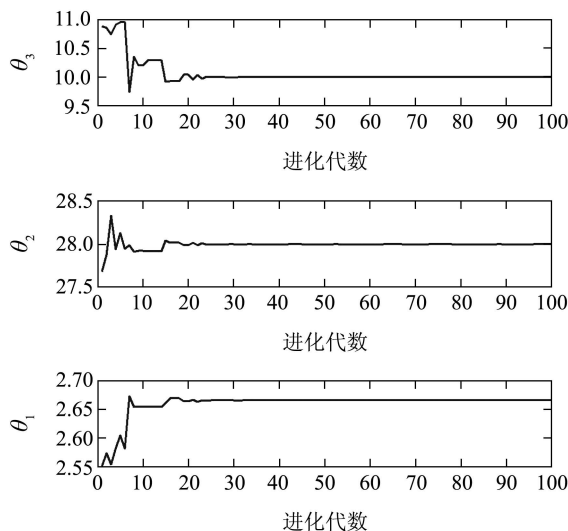


图 5 HQEA算法典型参数估计的进化曲线

Fig. 5 Typical evolution curve of parameter estimation for HQEA

5 结论(Conclusion)

混沌系统的参数估计可以转化为一多维变量的数值优化问题, 本文将实数编码量子进化算法(RQEA)和量子差分进化算法(QDE)相结合, 提出一种基于混合量子进化计算(HQEA)的混沌系统参数估计方法, 该方法具有如下特点:

1) 该方法对RQEA算法和QDE算法均采用基于实数编码的量子角形式对量子个体进行编码;

2) 该方法将染色体量子比特位概率幅直接表达个体的位置信息, 减少了染色体编码串的长度, 而且不用涉及量子比特同经典比特转换间的概率运算及解码运算等;

3) RQEA算法采用量子旋转门更新量子比特状态, 对解空间全局探索能力强; QDE算法采用DE/best/1/bin差分计算形式更新量子比特状态, 对解空间的局部开发能力强; 混合构成的HQEA算法结合两种方法各自的优点, 可有效平衡算法对解空间的全局探索和局部开发能力;

4) 引入的量子非门操作增强了算法跳出局部最优解能力.

将来工作可将其进一步应用于实际领域中其它优化问题, 如混沌系统的控制与同步、非线性系统的参数辨识及神经网络学习等领域中.

参考文献(References):

- [1] OTT E, GREBOGI C, YORKE J A. Controlling chaos[J]. *Physical Review Letters*, 1990, 64(11): 1196 – 1199.
- [2] LU Z, SHIEH L S, CHEN G R. On robust control of uncertain chaotic systems: a sliding-mode synthesis via chaotic optimization[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2003, 18(4): 819 – 827.
- [3] ELABBASY E M, AGIZA H N, EL-DESSOKY M M. Global synchronization criterion and adaptive synchronization for new chaotic system[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2005, 23(4): 1299 – 1309.
- [4] 戴栋, 马喜奎, 李富才, 等. 一种基于遗传算法的混沌系统参数估计方法[J]. *物理学报*, 2002, 51(11): 2459 – 2462.
(DAI Dong, MA Xikui, LI Fucui, et al. An approach of parameter estimation for a chaotic system based on genetic algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2002, 51(11): 2459 – 2462.)
- [5] 李丽香, 彭海朋, 杨义先, 等. 基于混沌蚂蚁群算法的Lorenz混沌系统的参数估计[J]. *物理学报*, 2007, 56(1): 51 – 55.
(LI Lixiang, PENG Haipeng, YANG Yixian, et al. Parameter estimation for Lorenz chaotic systems based on chaotic ant swarm algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2007, 56(1): 51 – 55.)
- [6] HE Q, WANG L, LIU B. Parameter estimation for chaotic systems by particle swarm optimization[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2007, 34(2): 654 – 661.
- [7] PENG B, LIU B, ZHANG F Y, et al. Differential evolution algorithm-based parameter estimation for chaotic systems[J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2009, 39(5): 2110 – 2118.
- [8] BENIOFF P. The computer as a physical system: a microscopic quantum mechanical hamiltonian model of computers as represented by

- Turing machines[J]. *Journal of Statistical Physics*, 1980, 22(5): 563 – 591.
- [9] FEYNMAN R. Simulating physics with computers[J]. *International Journal of Theoretical Physics*, 1982, 21(6): 467 – 488.
- [10] HAN K H, KIM J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(6): 580 – 593.
- [11] WANG Y, FENG X Y, HUANG Y X, et al. A novel quantum swarm evolutionary algorithm and its applications[J]. *Neurocomputing*, 2007, 70(4): 633 – 640.
- [12] LI Y, JIAO L C. An effective method of image edge detection based on parallel quantum evolutionary algorithm[J]. *Signal Processing*, 2003, 19(1): 69 – 74.
- [13] 李盼池. 基于量子位Bloch坐标的量子遗传算法及其应用[J]. *控制理论与应用*, 2008, 25(6): 985 – 989.
(LI Panchi. Quantum genetic algorithm based on bloch coordinates of qubits and its application[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(6): 985 – 989.)
- [14] STORN R, PRICE K. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341 – 359.
- [15] 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.

作者简介:

任子武 (1976—), 男, 助理研究员, 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@ipc.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@ipc.zju.edu.cn.

下 期 要 目

- 基于深度优先搜索算法的连铸过程调度方法的研究 孙亮亮, 刘 炜, 柴天佑
- 基于自适应和神经动力学的轮式移动机器人路径跟踪控制 曹政才, 赵应涛, 吴启迪
- 具有随机协议网络化系统的 H_∞ 滤波 周佩冬, 俞 立, 宋洪波, 欧林林
- 基于信息分享机制的粒子滤波算法及其在视觉跟踪中的应用 邱雪娜, 刘士荣, 吕 强
- 连续计时离散事件系统监控及其可观性 王 飞, 罗继亮
- 基于证据理论的迭代多步预测方法研究 洪 贝, 胡昌华, 姜学鹏
- 一种基于DMC的新型预测PID控制器及其整定 罗运辉, 刘红波, 贾 磊, 张绪光
- 基于输出时滞方法的非均匀采样数据系统传感器故障检测 邱爱兵, 姜 斌
- 基于智能交通信息的预期与适应性元胞传输模型 陈喜群, 杨新苗, 李 力, 史其信
- 交通控制中的展宽段设计与信号配时的优化 王殿海, 郭伟伟, 宋现敏, 路 婷
- 基于图论的路网交通检测器之布点 林培群, 徐建闽
- 基于Levenberg-Marquardt算法和Generalized S-变换的无绝缘轨道电路补偿电容的故障检测
..... 赵林海, 许俊杰, 刘伟宁, 蔡伯根
- 过饱和交通状态下的停车延误协调控制模型 卢 凯, 徐建闽, 李 林
- 船舶双舵同步补偿控制 刘 胜, 常绪成, 李高云