

利用免疫克隆粒子群混合算法实现自适应 PMD 补偿

朱奇光

ZHU Qi-guang

燕山大学 信息科学与工程学院,河北 秦皇岛 066004

Institute of Information and Science Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

E-mail: zhu7880@ysu.edu.cn

ZHU Qi-guang. Realization of adaptive PMD compensation using hybrid IC-PSO algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(26): 178-180.

Abstract: A hybrid algorithm combining Immunity Clone(IC) algorithm with Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm is proposed and applied to optimize functions, which overcomes the shortcoming of converging to local optimum for PSO algorithm. By introducing the IC algorithm, the diversity of particle swarms and the converging rate and accuracy is increased, and the capability of global searching is enhanced. From the simulation results, it is shown that the hybrid algorithm has perfect property in multi-dimension function searching. The algorithm can be adopted in adaptive polarization mode dispersion compensation system, and after compensation, the recoverage effect of eye diagram is obviously good. The searching time of the compensation system can be attained to 71 ms and the response time is less than 20 ms, which can achieve the real time adaptive PMD compensation.

Key words: adaptive compensation; Particle Swarm Optimization(PSO); Immune Clone(IC) algorithm; Polarization Mode Dispersion(PMD); Degree Of Polarization(DOP)

摘要:提出了一种免疫克隆算法与粒子群优化(PSO)算法相结合的混和算法来进行函数优化,克服了 PSO 算法容易陷入局部极值的不足,通过免疫克隆算法的应用,提高了种群的多样性,增强了算法全局搜索的能力,提高了收敛速度和精度。仿真结果表明,该算法在搜索多维函数最优解中具有优良的性能。将该混和算法应用到光纤偏振模色散(PMD)补偿系统中,补偿后,眼图恢复效果很好,补偿系统的搜索时间最短可达 71 ms,响应恢复小于 20 ms,实现了对光纤通信系统的实时自适应 PMD 补偿。

关键词:自适应补偿;粒子群优化(PSO)算法;免疫克隆(IC)算法;偏振模色散(PMD);偏振度(DOP)

文章编号:1002-8331(2007)26-0178-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP18

1 引言

粒子群优化(PSO)算法^[1]自 1995 年由美国的 Kennedy 和 Eberhart 提出之后,作为一种基于迭代的人工智能优化算法,已经成功地应用在多目标优化问题求解、神经网络训练、机器人、电力、交通、通信等众多领域。与遗传算法相比,PSO 算法省去了复制、交叉和变异等复杂运算,参数结构简单^[2-4]。但是在优化的后期迭代的过程中,收敛速度下降,当收敛到一定精度时,无法继续优化,因此精度较低,在规定的迭代次数内,不利于实现全局极值的搜索,易于陷入局部极值。

免疫克隆(Immunity Clone, IC)算法源自对生物免疫系统研究,克隆选择机制中存在着克隆、超变异、抗体与抗原特性结合,记忆细胞产生等过程,在保证收敛速度的同时,又能够维持抗体的多样性。本文提出了将 IC 算法与 PSO 算法相结合的混和算法,将抗体视为粒子,由 PSO 算法的进化方程确定抗体(粒子)的变异方向,利用克隆原理增加抗体的多样性。仿真结果表明,该算法在搜索多维函数最优解中具有优良的性能,能快速完成全局优化的任务。

以上提出的混和算法可用来解决光纤通信系统中偏振模

色散现象的自适应补偿问题。实验中,用光纤链路中的偏振度作为反馈控制信号,将混和算法作为偏振模色散自适应补偿的搜索和跟踪控制算法,可以快速跟踪偏振模色散的随机变化,具有收敛速度快,抗噪声和避免陷入局部极值的优点。

2 免疫克隆(IC)算法

IC 算法模拟生物系统的免疫克隆选择机理^[5]。生物免疫系统的主要功能是识别外界病原体,对其产生应答,消灭外界入侵者。生物免疫系统由免疫细胞、免疫器官和免疫组织组成。在此基础上提出的免疫克隆算法,将需要优化的目标函数及其约束条件作为抗原,算法步骤一般包括:初始化生成候选解;根据亲和度测量,选择 n 个个体;克隆种群中这 n 个最好的个体,生成一个临时的克隆种群,克隆数目与抗体-抗原的亲和度成正比;对临时克隆种群进行高频变异,高频变异与抗体-抗原的亲和度相关;在变异后的群体中选择对抗原具有最好刺激程度的个体;用选择出的抗体群替代原抗体群,亲和度低的个体被淘汰。生物的免疫克隆机制保证了系统抗体的多样性,使系统有选择地产生能够与抗原最具反应的抗体克隆变异,从而产生抗

体的多样性样本,快速收敛于全局最优解。

3 基于免疫克隆(IC)算法与 PSO 算法的混和算法 (IC-PSO)

本文在粒子群优化算法的基本框架上,结合免疫系统的克隆处理机制给出免疫克隆粒子群优化算法(IC-PSO),从而提高了全局搜索的能力和收敛速度。

在 PSO 算法中,对于每一代粒子,其进化方程可描述为:

$$v_{id}(t+1)=\omega v_{id}(t)+c_1r_1(p_{id}(t)-x_{id}(t))+c_2r_2(p_{gd}(t)-x_{id}(t)) \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1)=x_{id}(t)+v_{id}(t+1) \quad (2)$$

其中,下标“ i ”代表粒子,下标“ d ”代表粒子的第 d 维, t 代表第 t 代, ω 为惯性权值, c_1 和 c_2 都为正常数,称为加速常数, r_1 和 r_2 是两个在 $[0, 1]$ 范围内变化的随机数, $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 表示粒子 i 迄今为止搜索到的最优位置, $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 表示粒子 i 的当前速度, $P_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 表示粒子群迄今为止搜索到的最优位置,为了减少进化迭代过程中粒子离开搜索空间的可能性,通常限定 $-V_{\max} \leq v_{id} \leq V_{\max}$ 。

算法开始时,随即产生粒子群的初始位置和速度,根据式(1)和式(2)更新群体的位置和速度后,运用克隆算法,对每一粒子进行克隆、变异、选择、抑制与替代,若发现原粒子呈现陷入局部解的趋势或已经陷入局部解,立即由克隆粒子进行更新,以使解跳出局部极值区间。这种免疫粒子群优化算法结合了粒子群优化算法具有的全局寻优能力,实现简单和免疫系统的免疫信息处理机制,使其避免粒子群优化算法易于陷入局部极值点的缺点,提高粒子群算法后期的收敛速度和精度。IC-PSO 算法步骤描述如下:

(1)对每个粒子初始化:根据具体待优化的问题设定粒子种群数 n ,随机产生 n 个初始解或给出 n 个初始解,随机产生 n 个初始速度;

(2)根据当前位置和速度产生各个粒子的新的位置;

(3)计算每个粒子新的位置的适应度;对每个粒子,若粒子的适应度优于原来的个体极值 p_{best} ,则将个体极值 p_{best} 设置为当前适应度;

(4)根据各个粒子的个体极值 p_{best} 找出全局极值 g_{best} ;

(5)按式(1)(2)更新自己的速度和位置;

(6)将每一粒子视为抗体,产生克隆变异集合 C ,克隆数目与粒子的当前适应度成比例(粒子克隆);

(7)对每一粒子选择一个对该抗原具有最高亲和力的克隆(克隆选择);

(8)对原粒子和克隆粒子根据刺激阈值,检查各自所受刺激程度,受刺激强烈的抗体在群体中保持,而不受刺激或刺激较弱的粒子被替换(克隆抑制);

(9)重复步骤(3)~(8),直至达到要求。

将算法应用于不同问题时,以上步骤中所需的参数需要进行具体的设置。对每一个需要克隆的粒子,克隆数目与其当前适应度成正比例,适应度越大,克隆数目越多。本文的克隆数目按下式计算:

$$N_c = \text{round}(\alpha N) \quad (3)$$

其中, α 为乘积因子; N 为粒子数。

对不同的优化问题,变异规则可以根据经验自行设置。对函数优化问题,本文采用的粒子克隆变异规则如下:

$$c_i = x_i + \rho * \text{randn} \quad (4)$$

c_i 为克隆后的个体, x_i 为原抗体, ρ 为变异因子, randn 为均匀分

布随机变量,之所以采用 randn ,是为了产生远离原粒子的变异,提高粒子跳出局部解的能力。

而对于粒子的替换规则,需计算原粒子与选出的克隆变异粒子对抗原的受刺激程度,采用与免疫学相仿的衡量公式,对于任意抗体粒子 C_i 和任意抗原 Y_j ,二者的欧式距离为:

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (c_{i_i} - y_{j_i})^2} \quad (5)$$

抗体粒子的受刺激程度为:

$$A = 1 - d(i, j) \quad (6)$$

其中, A 为粒子的刺激度, d 为抗体与抗原的欧氏距离。

在算法的第(8)步以后,并没有采用类似一般的免疫克隆算法,对抗体进行部分消亡操作,是因为考虑到当前粒子群中适应度低的粒子也有可能最早发现全局极值点。当部分粒子陷入局部解的情况下,它们的适应度被“错误”地认为最佳,这时,另一部分适应度“较差”的粒子能较早趋近于全局极值点,极大提高了粒子发现全局最优解的能力。

4 仿真结果

4.1 迭代次数测试

为了测试算法的性能,选取如下 4 个典型的测试函数进行优化计算。初始群体数 $N=100$,粒子数 $m=50$,每种算法重复测试 100 次,结果如表 1 所示。

表 1 两种算法迭代次数测试结果比较

测试函数	优化方法	it_{\min}	it_{avg}	it_{\max}
F_1	PSO	2	15	29
	IC-PSO	2	8	19
F_2	PSO	4	29	43
	IC-PSO	3	21	36
F_3	PSO	27	42	75
	IC-PSO	4	6	6
F_4	PSO	5	24	34
	IC-PSO	2	16	24

$$F_1 = x_1^2 + x_2^2, -1 \leq x_i \leq 1$$

$$F_2 = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2, -2 \leq x_i \leq 2$$

$$F_3 = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} + 0.5, -1 \leq x_i \leq 1$$

$$F_4 = x_1^2 + 2x_2^2 - 0.3 \cos 3\pi x_1 - 0.4 \cos \pi x_2 + 0.7, -1 \leq x_i \leq 1$$

从表 1 中可以看出,采用 IC-PSO 算法比单纯的 PSO 算法的全局极值搜索能力提高很多,迭代次数明显减少。

4.2 收敛性分析

利用函数 F_3 来比较 IC-PSO 算法和单纯的 PSO 算法的收敛性能。之所以选择 Schaffer 函数作为测试,是因为其最优状态和最优值为: $\min(f(x)) = f(0, 0) = 0$ 。函数在距全局最优值大约 3.14 的范围内存在无穷多个局部极小将其包围,并且函数强烈振荡。为了更好地测试收敛性与搜索全局极值能力,使 $x \in (-100, 100)$,在大区间范围内搜索全局极值。初始群体数 $m=50$, $v_{\max}=100$,误差为 0.000 01,最大循环次数 1 000 次,重复测试 100 次。通过 100 次的重复仿真实验,对 PSO 算法和 IC-PSO 算法搜索全局极值时所需要的迭代次数进行对比,结果如表 2 所示。由对比结果可知,混合算法的全局搜索能力明显提高。

表2 两种算法收敛性测试结果比较

测试函数	优化方法	i_{min}	i_{avg}	i_{max}
F_3	PSO	163	489	821
	IC-PSO	47	285	424

从图表中可以看出,免疫克隆 PSO 算法的收敛性比其他算法要好的多,优势也相当明显;对于较复杂函数,搜索到全局解的成功率也非常高。

4.3 多维性分析

选用 10 维 Grievank 函数:

$$G(x_1, x_2, \dots, x_{10}) = \sum_{i=1}^{10} \frac{x_i^2}{4000} - 1 + \prod_{i=1}^{10} \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)$$

其中, $-600 \leq x_i \leq 600, i=1, 2, \dots, 10$ 。

Grievank 函数在 $[-600, 600]^{10}$ 内有 500 个局部最小值,集中在位于原点的全局最小值附近。初始化粒子数 $m=50, v_{max}=100$, 误差为 0.000 01, 重复测试 100 次, 随机测试仿真结果如图 1 所示。而图 2 所示为基本 PSO 算法在同样测试环境下的迭代次数与适应度关系图, 对比图 1 和图 2, 很明显地看出, 基本 PSO 算法极易陷入局部解, 在解多维函数上有较大的缺陷, 而 IC-PSO 算法则在经历几次迭代后即可收敛到全局极值。

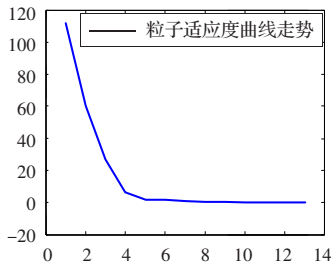


图1 IC-PSO 算法对 10 维 Grievank 函数的收敛性分析

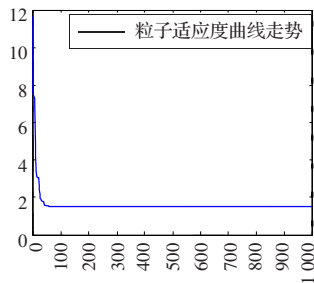


图2 PSO 算法对 10 维 Grievank 函数的收敛性分析

图 3 为 5 次随机测试中迭代次数与适应度关系图, 由仿真结果可知, IC-PSO 算法在多维函数优化问题上具有很强的稳定性, 收敛速度快, 迭代次数少, 明显优于其他优化算法。

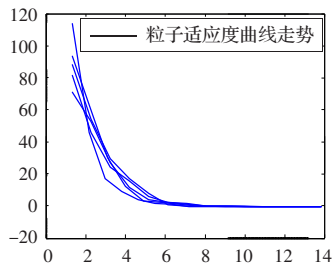


图3 5次测试中 IC-PSO 算法对 10 维 Grievank 函数的收敛性分析

5 自适应 PMD 补偿的实现

PMD 补偿系统如图 4 所示。其中, 电控光纤挤压式偏振控

制器(PC1)可由 3 路电压控制输出偏振态(DOP), 空气时延线可以通过电动马达控制光通过它所产生的差分群时延(DGD)。PC2 可由 3 路电压控制输出偏振态, 双折射晶体时延线可以通过单片机或计算机控制其输出 DGD 值, 其大小可以根据反馈信号 DOP 进行动态调节。

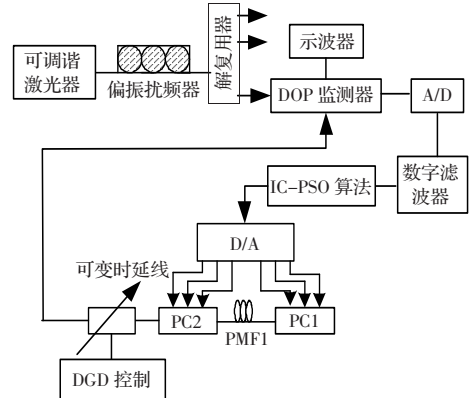


图4 自适应偏振模色散补偿实验装置示意图

用 IC-PSO 算法跟踪和搜索 DOP 值, 并经 D/A 转换, 将对应的电压施加在偏振控制器上进行调节, 其调制电压范围为 0 V~10 V, 形成一个反馈控制模块。

通过在光纤链路中加入基于 IC-PSO 算法的补偿系统, 眼图张开度得到了较好的改善(如图 5 和图 6 所示), 大大降低了 PMD 对传输信号质量的影响, 可使通信的误码率大为下降。

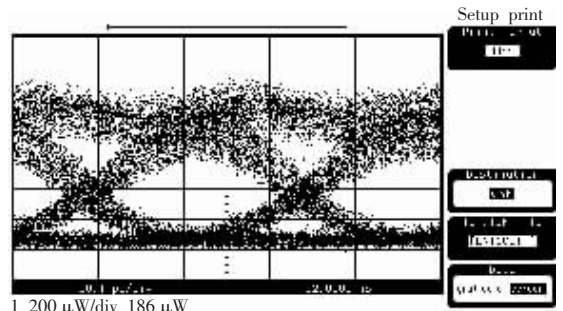


图5 补偿前的眼图张开度

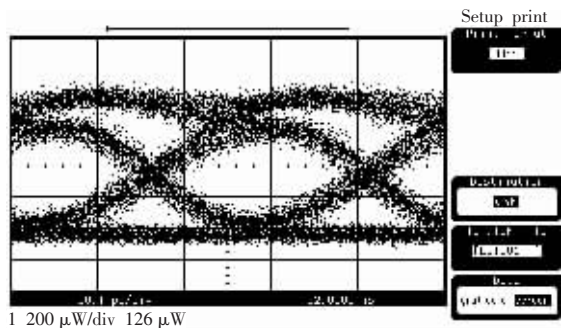


图6 补偿后的眼图张开度

6 结论

本文提出一种基于免疫克隆(IC)算法和粒子群优化(PSO)算法的混合算法, 用来实现光纤链路中的自适应偏振模色散补偿。该算法对于多维函数具有优良的全局搜索能力, 避免陷入局部解。与 PSO 算法相比, 收敛速度和精度都明显提高。将 DOP 信号作为反馈控制信号, 通过 IC-PSO 算法的跟踪

(下转 248 页)