

基于递阶粒子群优化径向基函数人工神经网络的光性能监控

付丽辉

(淮阴工学院电子与电气工程学院, 江苏 淮安 223003)

摘要 为解决差错反向传输神经网络在透明可重构光网络光性能监测中精度不足的问题,提出一种基于优化的径向基函数人工神经网络的光性能监测方案。在该方案中,以信号眼图参数为网络输入,以光信噪比、色散和偏振模色散为网络输出;采用二进制与十进制相结合编码的递阶粒子群方法,用适应度函数引导粒子向小规模和小误差方向运动,进行神经网络的结构与参数自适应优化;分别以不同光信噪比,不同色散和偏振模色散水平仿真信道中传输速率为 40 Gb/s 差分相移键控仿真信号,进行网络训练和测试,并将测试结果与相同情形下基于差错反向传输神经网络的光性能监测结果进行比较。结果表明,所提方案在保有人工神经网络方案优点的基础上,有着更好的监测精度。

关键词 光通信;光性能监测;人工神经网络;粒子群优化

中图分类号 TN929.11 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP48.080602

Investigation on Optical Performance Monitoring Based on Optimized Radial Basis Function Artificial Neural Networks

Fu Lihui

(Faculty of Electronic and Electrical Engineering, Huaiyin Institute of Technology,
Huai'an, Jiangsu 223003, China)

Abstract For the improvement of optical performance monitoring in transparent and reconfigurable optical networks using artificial neural networks trained with eye-diagram parameters, radial basis function artificial neural network models to simultaneously identify three separate impairments that can degrade optical channels, namely optical signal-to-noise ratio, chromatic dispersion, and polarization-mode dispersion, are developed. The neural networks are trained with the parameters derived from eye-diagram as inputs and the tested levels of concurrent impairment as outputs. They are optimized by hierarchical particle swarm optimization method. In the process of network optimization, the particle swarm inclines to small scales and small errors by choosing proper fitness functions. Finally, the prediction of levels of concurrent impairment drawn from the optimized models is realized by simulation experiments, and a better performance compared with those based on backward propagation artificial neural network models under the same testing circumstances is obtained.

Key words optical communication; optical performance monitoring; artificial neural networks; particle swarm optimization

OCIS codes 060.1150; 060.2330; 060.2310

1 引言

随着光通信技术与 IP 技术的结合,光网络已不再是简单的光纤传输链路,而是在光链路提供大容量、长距离、高可靠性传输媒质的基础上,利用光控制技术实现多节点网络的互联、光层交换、路由,组成智能化的可重构透明传输光网络。光性能监控(OPM)是光网络运行中差错管理和服务质量保证的基础,是光网络研

收稿日期: 2011-03-01; 收到修改稿日期: 2011-03-28; 网络出版日期: 2011-07-07

基金项目: 江苏省科技支撑项目(BE2009100)资助课题。

作者简介: 付丽辉(1975—),女,讲师,硕士,主要从事基于人工神经网络的测量与控制等方面的研究。

E-mail: flh3650326@163.com

究领域新出现的重要方向之一^[1~3]。

为实现对光信道中信号衰减的动态补偿和网络动态重构,要求 OPM 能够对影响信号脉冲质量的 3 种主要因素,即光信号信噪比(OSNR)、色散(CD)和以差分群延时(DGD)表示的偏振模色散(PMD)及其时变特性同时监测,监测过程对数据格式和调制过程透明。由于存在着放大自发辐射和交叉相位调制噪声及其积累等因素,CD 和 DGD 及其时变特性与脉冲畸变间关系复杂^[4~6],在人们已提出的包括延迟抽头法、射频频谱分析和光纤参量放大法等 OPM 方案中,或是监测效果欠佳,或是对网络与调制过程有着较大的影响^[7~10]。

Jargon 等^[11]中提出基于差错反向传输人工神经网络(BP-ANN)的 OPM,利用眼图参数对信道质量的敏感性和 ANN 的智能性,用实测数据进行 ANN 训练,训练后的 ANN 同时实现了对 OSNR、CD 和 DGD 及其变化的透明监测。但是,由于 BP-ANN 隐层神经元数、初始权值随机设定,且易陷入局部最优,该方案监测精度不够,没能较好地克服 BP-ANN 的缺陷^[12~15]。

本文提出一种基于径向基函数人工神经网络(RBF-ANN)的 OPM 方案。该方案利用 RBF-ANN 的结构自适应、输出与初始权值无关和全局逼近特性佳等特点,辅之以自适应递阶粒子群方法进行网络优化。然后,在不同 OSNR、CD 和 DGD 取值信道中,以 40 Gb/s 速率的归零差分相移键控(RZ-DPSK)信号为对象,应用眼图参数进行网络训练。利用训练好的网络进行 OPM,并将所得结果与相同条件下基于 BP-ANN 的结果进行比较,以验证其有效性。

2 基于眼图的 OPM 原理

作为数字传输系统信号质量的一种时域评估方法,根据眼图的 Q 值、闭合度、抖动的均方根值和过零点振幅等特征参量,可以获得系统的噪声容限、定时误差、定时抖动等信息。OSNR 将影响眼图的 Q 值和闭合度,而 CD 和 PMD 或 DGD 则主要通过信号脉冲弥散影响眼图,即光纤链路中噪声与各类色散等 OPM 对象,对眼图有着敏感的影响。为验证上述分析,以 40 Gb/s RZ-DPSK 信号为例,进行了不同质量信道中传输的眼图仿真实验。

不失一般性,光载波中心波长取 1550 nm,半峰全宽 10 MHz;信号的调制由马赫-曾德尔干涉仪和 4 阶贝塞尔-汤姆生滤波器组合完成。图 1 为部分仿真结果,其 OSNR 为 32 dB。

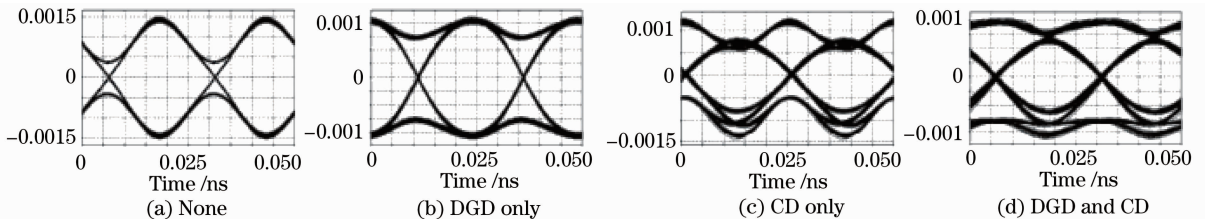


图 1 不同信道质量水平下 40 Gb/s RZ-DPSK 信号的眼图。(a)无 CD 情形;(b)仅存在 DGD 情形(40 ps);(c)仅存在 CD 情形(800 ps/nm);(d)同时存在 CD(800 ps/nm)与 DGD 情形(40 ps)

Fig. 1 Eye-diagrams of 40 Gb/s RZ-DPSK channel with various impairments (OSNR=32dB). (a) None; (b) DGD only (40 ps); (c) CD only (800 ps/nm); (d) DGD (40 ps) and CD (800 ps/nm)

由图 1 可知,张开高度、宽度、最佳抽样时间、闭眼速率、定时抖动、上升下降时间和不对称性等,均对信道质量敏感响应。这表明眼图参数与信道质量间存在着某种确定性的映射关系。这种映射关系的复杂性,使其解析解非常难以获得^[4~6]。但是,利用 ANN 的智能性,通过适当的训练数据采集,训练后的 ANN 网络应该能够以较高的精度逼近或拟合出这种映射关系^[11~15],且对数据格式和调制方式透明。

3 RBF-ANN 网络及其优化

3.1 RBF-ANN 性能及其决定

RBF-ANN 在多维函数拟合上已有着较好的应用,具有图 2 所示拓扑结构的单隐层 RBF-ANN 能够以任意

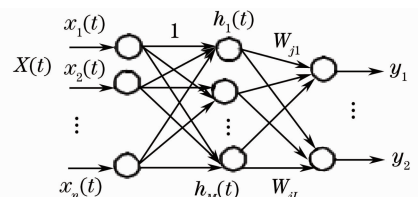


图 2 RBF-ANN 结构示意图

Fig. 2 Schematic structure of RBF-ANN

精度逼近任意连续函数^[12,13]。

图 2 中, $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$ 为网络的输入, $h_j(t), j = 1, 2, \dots, M$ 为隐层神经元的输出, $w_{jl}, l = 1, 2, \dots, L$ 为隐层到输出层神经元的权值, y_1 为网络的输出。隐层神经元采用径向基函数

$$h_j(t) = \Phi[\|x(t) - c_j\|] = \exp\left\{-\sum_{i=1}^n \frac{[x_i(t) - c_{ji}]^2}{2s_{ji}^2}\right\}, \quad (1)$$

式中 c_j, s_j 分别为隐层神经元函数的中心和宽度变量。则有网络输出为

$$y_j(t) = \sum_{j=1}^M W_{jl}(t) h_j(t). \quad (2)$$

由(1)式和(2)式可知,网络性能由 $M(2n+L)$ 个网络参数

$$\{c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}; s_{j1}, s_{j2}, \dots, s_{jn}; w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jL}\} \quad (3)$$

共同决定。通过对 M, n 和 L 及权重值的优化,可以实现 RBF-ANN 拟合精度的优化。

3.2 RBF-ANN 的递阶粒子群优化

粒子群优化(PSO)具有计算简单、收敛速度快等优点;递阶结构粒子群优化(H-PSO)通过二层混合编码,自适应确定网络结构,提高了算法性能,能更好地改善优化后网络预测精度^[12~15]。

H-PSO 中粒子结构如图 3 所示。其中, $c_i, s_i, w_i, v_{ci}, v_{si}, v_{wi}$ 分别对应第 i 个粒子的数据中心、宽度、权值及其对应的速度,采用十进制编码,初始值随机给定。 b_i, v_{bi} 则分别为网络结构对应粒子的位置和速度,采用二进制编码,取值为“0”或“1”。 b_i 取值“1”时,表明该神经元为网络中激活神经元, b_i 取“1”的个数即为隐层神经元个数。由此可知,H-PSO 中的每个粒子既包含网络结构信息 M , 又携有网络参数信息。

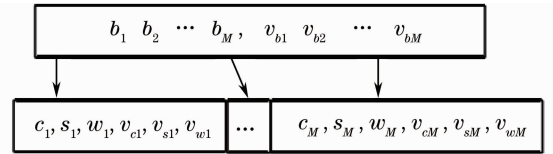


图 3 递阶粒子群优化中粒子结构示意图

Fig. 3 Schematic structure for particle swarm in H-PSO

据此,(2)式可以改写为

$$y_j(t) = \sum_{j=1}^M b_j W_{jl}(t) h_j(t). \quad (4)$$

为保证粒子飞翔的有效性,飞行总是优先发生于位置靠前的粒子。粒子的排位通过下式所示适应度函数决定

$$F_{\text{fitness}}(i) = Q \exp(-M/C) / \sum_{k=1}^P F_{\text{error}}^2(i_k), \quad (5)$$

$$F_{\text{error}}(i_k) = [y^*(k) - y(k)], \quad (6)$$

式中 Q 为用于网络优化和训练的样本数量, M 为隐层神经元数, C 为给定的常数, P 为输入的样本数, $F_{\text{error}}^2(i_k)$ 为网络对第 k 个输入样本对应的输出误差平方, $y^*(k)$ 和 $y(k)$ 分别为第 k 个样本输入时网络输出与实际输出值。由(6)式知,当 M 较小且对每个样本输入的误差和也较小时,适应度函数取值将较大,表示相应的粒子较好。

粒子的飞翔分为两步:结构粒子飞翔与参数粒子飞翔。结构粒子按下述方程更新位置

$$b_j(k+1) = \begin{cases} 1, & \text{rand}(\cdot) < s[v_j(k+1)] \\ 0, & \text{others} \end{cases}, \quad (7)$$

$$s[v_j(k+1)] = \frac{1}{1 + \exp[-v_j(k+1)]}. \quad (8)$$

隐层神经元数目不能小于 2。因此,如果飞翔后的粒子数小于 2,则随机挑选几个位置取值为“0”粒子使之变成“1”,直到优化后相应隐层中神经元数大于 2。参数粒子更新与普通 PSO 算法相同。与普通 PSO 算法不同的是,H-PSO 以适应度值引导,通过自适应确定粒子飞翔的最优维数^[13]

$$N(i_D) = \frac{f_{\text{gbest}}}{f_{\text{gbest}} + f_{\text{pbesti}}} N_{\text{gbest}} + \frac{f_{\text{pbesti}}}{f_{\text{gbest}} + f_{\text{pbesti}}} N_{\text{pbesti}}, \quad (9)$$

式中 $N(i_D)$ 表示第 i 个粒子需要飞翔的维数, $f_{\text{gbest}}, f_{\text{pbesti}}$ 分别为 gbest 和 pbesti 的适应度值, $N_{\text{gbest}}, N_{\text{pbesti}}$ 分别

为 g_{best} 和 p_{best} 粒子对应的隐层神经元个数。根据粒子群运动到当代最好的位置和待飞行粒子运动到目前最好位置所对应的适应度值决定飞行维数。

通过上述设计,能够通过有限样本量实现不同结构粒子间的顺利飞跃,基于(9)式确定的飞跃维数,能够保证算法全局最优和相应的预测精度。

3.3 H-PSO 实现步骤

RBF-ANN 拓扑取 4 输入、3 输出、单隐层前馈型。按下述步骤进行网络优化与训练。

Step1: 设定初始参数。最大进化代数 G_{max} , 速度最大值 V_{max} , 位置最大值 X_{max} 和最小值 X_{min} , 常数 c_1 、 c_2 , 权重的最大值 w_{max} , 权重的最小值 w_{min} , 适应度计算常数 C , 样本数量 q 。

Step2: 随机初始化粒子的结构层和参数层。结构层的最大长度设定为 N_{max} , 采用如下方法: $a = \text{rand}(\cdot)$, if $a < 0.5$, $b_{id} = 1$, otherwise $b_{id} = 0$ 。参数层采用随机数初始化方法: $X_{id} = K \times \text{rand}(\cdot)$, $v_{id} = K \times \text{rand}(\cdot)$ 。

Step3: 计算各粒子隐层神经元的数量,即计算第一层中“1”的个数;当 $N < 2$ 时,随机抽取“0”基因位,将其变为“1”,以满足最小隐层神经元数要求。

Step4: 计算当代的惯性权值

$$w = w_{max} - g \frac{w_{max} - w_{min}}{G_{max}}, \quad (10)$$

式中 g 为当前的进化代数。

Step5: 计算适应度函数,并保留当代的最好适应度值粒子的信息和每个粒子运动到目前为止的最好信息。

Step6: 根据参数粒子更新方程和限制条件,对各粒子进行飞行操作,自适应完成粒子更新。

Step7: 对粒子进行结构更新,得到新结构的粒子。

Step8: 判断是否到达给定的进化代数,到达则停止,否则转到 Step3。

4 OPM 仿真结果与分析

为验证方案的有效性,进行如下 OPM 仿真实验:在与眼图实验相同的光纤信道中,首先取 OSNR, CD 和 DGD 组合 $\{16 \text{ dB}, 0 \text{ ps/nm}, 0 \text{ ps}\}$, $\{20 \text{ dB}, 15 \text{ ps/nm}, 2.5 \text{ ps}\}$, $\{24 \text{ dB}, 30 \text{ ps/nm}, 5 \text{ ps}\}$, $\{28 \text{ dB}, 45 \text{ ps/nm}, 7.5 \text{ ps}\}$, $\{32 \text{ dB}, 60 \text{ ps/nm}, 10 \text{ ps}\}$ 5 种情形信道质量。每种情形各采样 25 个数据点。利用该 125 组数据对应眼图的 Q 值、闭合度、抖动的均方根值和过零点振幅点值及相应采样点 OSNR, CD 和 DGD 测量值分别作为网络的输入和输出,应用 H-PSO 方法进行网络优化与训练。对训练后的 RBF-ANN,在同样信号条件下,对 OSNR, CD 和 DGD 取值分别为 $\{18 \text{ dB}, 7.5 \text{ ps/nm}, 1.25 \text{ ps}\}$, $\{22.5 \text{ dB}, 15 \text{ ps/nm}, 3.75 \text{ ps}\}$, $\{26 \text{ dB}, 37.5 \text{ ps/nm}, 6.25 \text{ ps}\}$, $\{30 \text{ dB}, 52.5 \text{ ps/nm}, 8.75 \text{ ps}\}$ 4 种情形信道中传输数据各采样 16 点,共得 64 组眼图数据。以之作为 RBF-ANN 输入,进行相应的 OPM 测试,将网络输出的 OSNR, CD 和 DGD 估计值与实际值进行比较,考察网络估计效果。相应结果由图 4 所示。图 5 为同样信道与信号情形下,应用文献[11]中基于 BP-ANN 的 OPM 方案的估计结果。

由图 4、图 5 对比可知,基于神经网络,根据眼图参数能够较好地估计出相应的信道质量参数,而本文所述方案则有着更为理想的估计精度。

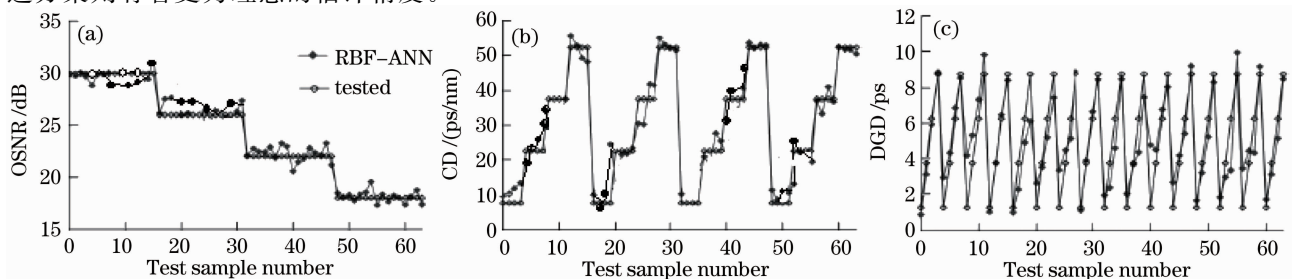


图 4 基于 RBF-ANN 的 40 Gb/s RZ-DPSK 信号 OPM 估计结果。(a) OSNR; (b) CD; (c) DGD

Fig. 4 OPM results based on RBF-ANN models for the 40 Gb/s RZ-DPSK. (a) OSNR; (b) CD; (c) DGD

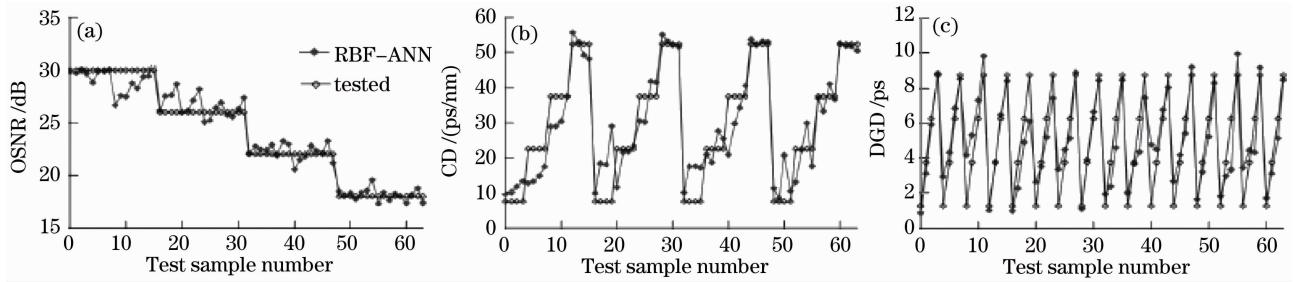


图 5 基于 BP-ANN 的 40 Gb/s RZ-DPSK 信号 OPM 估计结果。(a) OSNR;(b) CD;(c) DGD

Fig. 5 OPM results based on BP-ANN models for the 40 Gb/s RZ-DPSK. (a) OSNR; (b) CD; (c) DGD

5 结 论

利用 H-PSO 优化后的 RBF-ANN 针对 40 Gb/s RZ-DPSK 信号,在载波光信号中心波长 1550 nm、半峰全宽 10 MHz 的由 OSNR,CD 和 DGD 表示的不同质量光纤信道中,仿真研究了基于 RBF-ANN 的 OPM 方案在高速可重构光网络中的有效性。结果表明,基于 RBF-ANN 能够同时估算和监控信道的 OSNR,CD 和 PMD,且由于 ANN 的智能性,在利用相应测量数据进行网络训练后,即可以实现对调制方式、调制过程和光纤网络自身无影响的 OPM 效果,实现过程与结构简单;并且通过适当的网络优化可以获得理想的监测精度。该方案在高速可重构光网络 OPM 实现中具有一定的应用价值。

参 考 文 献

- 1 D. C. Kilper, R. Bach, D. J. Blumenthal *et al.*. Optical performance monitoring[J]. *J. Lightwave Technol.*, 2004, **22**(1): 294~304
- 2 Shake H. Takara, S. Kawanishi, Y. Yamabayashi. Optical signal quality monitoring method based on optical sampling[J]. *Electron. Lett.*, 1998, **34**(10): 2152~2154
- 3 S. D. Dods, T. B. Anderson. Optical performance monitoring technique using delay tap asynchronous waveform sampling [C]. OFC/NFOEC Tech. Gid., 2006, OThP5
- 4 Zhang Huan, Li Wei, Mei Junyao *et al.*. Transmission penalty of dynamical optical networks considering accumulation effects of XPM and ASE noises[J]. *Chinese J. Lasers*, 2009, **36**(5): 1111~1117
张欢,李蔚,梅君瑶等.动态光网络中交叉相位调制和放大自发辐射噪声积累效应的传输代价[J].中国激光,2009, **36**(5): 1111~1117
- 5 Shou Guochu, Hu Yihong, Guo Zhigang *et al.*. Spectrum-sliced wavelength division multiplexed passive optical network and effects of chromatic dispersion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(2): 312~315
寿国础,胡易红,郭志刚等.频谱分割波分复用无源光网络及色散影响[J].光学学报,2009, **29**(2): 312~315
- 6 Li Chuanqi, Zhou Xu, Song Biao *et al.*. A new OCDMA passive access network and its performance analysis[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(3): 660~664
李传起,周谓,宋标等.一种光码分多址无源接入网及其性能研究[J].光学学报,2010, **30**(3): 660~664
- 7 Hu Zongfu, Wang Hao. Multi-wavelength laser generated by an active fiber ring resonator incorporating an optical phase modulator[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(3): 833~838
胡宗福,王浩.有源光纤环形腔内相位调制产生多波长激光[J].光学学报,2010, **30**(3): 833~838
- 8 R. A. Kokoog, T. C. Banwell, J. W. Ganneu *et al.*. Automatic identification of impairments using support vector machine pattern classification on eye diagrams[J]. *IEEE Photon. Technol. Lett.*, 2009, **18**(5): 2398~2400
- 9 Trung D., Jochen Schroder, Mark Pelusi *et al.*. Photonic chip-based simultaneous multi-impairment monitoring for phase-modulated optical signals[J]. *J. Lightwave Technol.*, 2010, **28**(11): 3176~3183
- 10 I. Shake, H. Takara, S. Kawanishi. Simple measurement of eye diagram and BER using high-speed asynchronous sampling [J]. *J. Lightwave Technol.*, 2004, **22**(5): 1296~1302
- 11 J. A. Jargon, X. X. Wu, A. E. Willer. Optical performance monitoring using artificial neural networks trained with eye-diagram parameters[J]. *IEEE Photon. Technol. Lett.*, 2009, **21**(1): 54~56
- 12 K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White. Multilayer feed-forward networks are universal approximators [J]. *Neural Networks*, 1989, **2**(5): 359~366

- 13 Cheng Debao, Yang Yijun. Design RBF neural network based on hierachical PSO automatically[J]. *Journal of System Simulation*, 2010, **22**(12): 2853~2857
陈德宝, 杨一军. 基于递阶粒子群方法的 RBF 网络自动设计[J]. 系统仿真学报, 2010, **22**(12): 2853~2857
- 14 Sun Yanxia, Wang Zenghui, Chen Zengqiang *et al.*. Chaotic particle swarm optimization and analysis[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, **20**(21): 5919~5923
孙艳霞, 王增会, 陈增强 等. 混沌粒子群优化及其分析[J]. 系统仿真学报, 2008, **20**(21): 5919~5923
- 15 B. Niu, Y. J. Zhu, X. X. He. MCPSO: a multiswarm cooperative particle swarm optimizer[J]. *Appl. Math. Comput.*, 2007, **185**(2): 1050~1062