

海底开采岩层变形混沌时序重构与安全预警系统研究

刘志祥, 刘超, 刘强, 岳严良

(中南大学资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 对海底金矿床开采过程中不同高度岩层位移进行了监测, 对岩层变形时间序列重构相空间, 用混沌理论揭示了不同高度岩层位移在相空间中的相点距离演变规律。用神经网络建立了岩层变形相空间相点距离演化预测模型, 预测了新立矿区海底开采岩层变形, 并建立了海底开采岩层变形安全预警系统。采用梯度下降法与混沌优化方法相结合方法训练神经网络, 使神经网络预测模型实现快速训练的同时, 避免陷入局部极小, 同时提高了模型计算精度。研究表明, 岩层变形表现出混沌特征, 对其相空间重构后, 岩层变形的细微变化特征被放大, 其内在规律能得到充分展示, 为建立海下开采安全预警系统提供了基础。

关键词: 岩层位移监测; 混沌; 神经网络; 安全预警

中图分类号: TD32

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2010)10-1530-05

作者简介: 刘志祥(1967-), 男, 湖南宁乡人, 副教授, 高级工程师, 主要从事采矿与岩石力学研究。E-mail: lchdaizi@163.com。

Chaotic time series reconstruction and security alarm system of rock mass deformation in undersea mining

LIU Zhi-xiang, LIU Chao, LIU Qiang, YUE Yan-liang

(College of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: The displacements of strata at different heights of an undersea gold mine during the mining process are monitored. The time series of stratum displacement are reconstructed in phase space. The changing laws of distance between two phase points for the displacement of strata at different heights in the phase space are revealed using the chaos theory. A prediction model for the evolution laws of phase space distance of stratum displacement is established based on the neural network, by which the stratum displacement of undersea mining in Xinli mining area is predicted. Then the security early warning system of strata displacement for the undersea mining is established. A neural network is trained through the combination of gradient descent method and chaos optimization method. The neural network model can achieve the merit of rapid training. Meanwhile, the defect of local minimum is avoided, and the calculation precision of the model is improved. The results show that the strata at different heights have different chaotic behaviors. After the reconstruction of phase space, subtle features of strata displacement change are enlarged, and the inherent law of strata is adequately demonstrated, which is the basis of the security warning system of the undersea mining.

Key words: stratum displacement monitoring; chaos; neural network; security early warning

0 引言

三山岛金矿新立矿区是我国第一个海底开采的硬岩矿山, 其矿床大部分位于海下。海下矿床开采过程中, 矿石被采出后, 海底内部形成采空区, 周围岩体应力平衡状态受到破坏, 引起应力重分布, 从而使岩层产生移动和变形; 采空区充填后, 围岩变形压缩充填体, 充填体产生抗反力, 抑制岩层变形, 直至达到新的力学平衡, 随着工作面的推进, 这一过程不断重复^[1-2]。由于目前对“三下”矿床开采岩层变形与移动的研究大多针对煤矿^[3], 金属矿床由于矿体赋存条件、

采空区形状及尺寸、地质构造等较煤矿更为复杂^[4-5]。金属矿开采岩层变形目前尚没有成熟的理论, 海下硬岩岩层变形方面的研究则更少。海下开采岩层变形过程受海水压力、地质构造、开采方法和开采顺序等众多因素的影响, 表现出复杂的非线性力学特性, 如果没有相应的安全预警措施, 会造成重大事故。为此,

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2007BAB08B01); 国家重点基础研究发展计划(973)项目(2007CB209400); 教育部新教师基金项目(200805331147)

收稿日期: 2009-12-02

本文在对海底开采岩层变形进行监测的基础上, 用混沌理论揭示了海下开采岩层变形规律, 将混沌、神经网络与时间序列重构相空间技术相结合^[6-9], 分析和预测岩层变形, 并根据相点距离作为预警手段, 建立了海底开采安全预警系统, 确保了三山岛金矿新立矿区海底矿床安全开采。

1 岩层位移混沌时序重构

1.1 重构相空间

岩层变形时间序列: $x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n)$, 为一组时间间隔为 t 的监测数据。对其用时间滞后 t 和一定的嵌入维数 m 重构相空间, 可建立 m 维相空间 $Y(t_k)$:

$$Y(t_k) = \{x(t_k), x(t_k - t), \dots, x[t_k - (m-1)t]\} \\ k = 1, 2, \dots, n - (m+1) \quad (1)$$

相空间中, 相点数有 N 个, 其中: $N = n - (m-1)$, N 个 m 维相点在相空间中构成一个相型。可以用 Takens 嵌入定律^[10], 找到一个合适的嵌入维数 m ($m \geq 2D+1$, D 是动力系统的维数), 使重构相空间轨迹与原动力系统保持微分同胚。

用 Grassberger-Procaccia 逐点维数进行算术平均的动力系统关联维数的算法可以求出动力关联维数 D_2 ^[11]。如果 D_2 为分数或大于 2, 则表明岩层变形时间序列具有混沌特征。

1.2 相空间中相点距离的演变规律

对岩层变形的时间序列重构相空间后, 相空间中的每一个相点表示岩层变形的一个状态。从第一个相点开始, 计算出每个相点的最近邻相点距离。若相点 $Y(t_k)$ 的最邻近相点为 $Y(t_b)$, $Y(t_k)$ 与 $Y(t_b)$ 的距离为 $Z_k = \{[x(t_k) - x(t_b)]^2 + [x(t_k - t) - x(t_b - t)]^2 +$

$$\mathbf{L} + [x(t_k - (m-1)t) - x(t_b - (m-1)t)]^2\}^{1/2} \quad (2)$$

可得出相空间中最邻近点距离演变时间序列 Z :

$$Z = (Z_1, Z_2, \mathbf{L}, Z_j), \quad j = 1, \mathbf{L}, (N - m) + 1 \quad (3)$$

数组 Z 的每个元素代表岩层变形的一种状态, 可以直观的反应时间序列 $x(t)$ 每个元素之间的相对变化量。本文将相点距离数组 Z 中各个元素的大小作为岩层变形预警的判断依据。对于不同的岩体, 其物理性质、化学成分、破碎程度等因素不同, 对预警级别的划分标准也将不同。

对 Z 作傅立叶变换可得到

$$Z_k = \frac{1}{\sqrt{n-m+1}} \sum_{j=1}^{n-m+1} Z_j e^{-\frac{2\pi jk}{(n-m+1)}} \quad (4)$$

对最邻近点距离演变时间序列 Z 进行傅立叶变换后, 可以得到 Z 的时间功率谱, 它表示能量随时间的变化规律。

2 岩层位移的神经网络预测

神经网络(Neural Network, NN)是对人脑若干基本特性的抽象和模拟, 神经网络的学习过程是一种从输入空间到输出空间的非线性映射函数的形成过程。正是这种输入输出间的非线性映射, 才使得用人工神经网络方法建立复杂的非线性函数成为可能。神经网络训练与学习的 BP 算法本质上是一种非线性优化问题, 传统的梯度最速下降法, 能实现快速学习与误差反向传播处理, 但不可避免地会陷入局部极小、收敛慢等问题^[12-14]。将 BP 算法应用于有大规模样本训练时, 必须寻找快速、全局收敛的学习算法^[15]。混沌优化(Chaos Optimization)利用混沌具有初始值敏感性、内在随机性及遍历性等特性^[16-17], 在全局寻优过程中有较高的搜索效率。因此本文用梯度下降法与混沌优化方法相结合, 使神经网络实现快速训练的同时, 避免陷入局部极小。

梯度下降法与混沌优化相结合的神经网络训练方法的主要思路是: 首先确定神经网络的输入参数、输出参数和训练函数; 先采用梯度下降法训练神经网络, 如果训练过程网络收敛较快, 目标函数达到了预定精度, 则网络训练结束; 若训练时网络陷入局部极小或训练到规定的次数后, 仍达不到精度要求, 则用混沌优化方法对神经网络权值与阈值进行优化; 用优化后的权值和阈值继续采用梯度下降法训练神经网络, 使网络误差尽可能小, 直到达到精度要求为止。

对于海底岩层变形时间序列, 用重构相空间最近邻点 $Z_{i+0}, Z_{i+1}, \dots, Z_{i+(m-1)}$ 作为输入, 最邻近点距离 Z_{i+m} 作为输出, 训练神经网络, 神经网络模型的输入数为 m , 输出数为 1。神经网络训练完成后, 形成岩层变形最近邻点距离预测模型, 可用相点 $Z_{i+1}, Z_{i+2}, \dots, Z_{i+m}$ 来预测下一相点的距离 $Z_{i+(m+1)}$ 。相点距离确定后, 根据式 (2) 确定相点的位置, 即解式 (2) 关于 $x(t_k)$ 的未知数。因此可由 m 个最近邻点确定下一近邻点的距离, 解方程得出下一近邻点的位置, 即为岩层变形的预测值, 依此类推。

3 海底开采岩层变形与安全预警系统

3.1 岩层位移监测方法

三山岛金矿海底开采采用分矿房矿柱水平上向分层充填法, 矿床赋存于海下 -30~-710 m, 矿体走向 $42^\circ \sim 80^\circ$, 沿走向长 1145 m, 沿倾向长平均 591 m, 平均厚度 8.96 m。倾向南东, 倾角 $40^\circ \sim 50^\circ$ 之间, 平均 46° 。海底开采用传统的地表位移监测难以实现, 因此, 采用岩层内部位移监测的方式。

岩层位移监测采用国防科技大学湘银河传感有限公司生产的单点位移计,型号为YH2005,量程50 mm,计数单位mm。为防止井下腐蚀,材质采用不锈钢。通过位移计测出岩层在垂直方向上的相对变形。

监测位置选在三山岛金矿新立矿区-165中段63线靠近矿体上盘位置,开掘专用观测硐室,以监测上盘围岩受下部采矿影响而发生的变形,观测硐室的位置如图1所示。该矿区-165中段以上为未开采的矿体,作为安全隔离层,上覆10~20 m为海水。-165~-200 m已接顶充填,-200 m~-400 m水平正在回采,-400~-600 m正在进行开拓。在观测硐室顶板上依次打3个高度为10, 20, 30 m上向钻孔(记做A10、A20、A30),如图2所示。埋入3支单点位移计,观测3种不同高度岩层的竖直位移,用3个单点位移计组合实现多点位移监测功能。

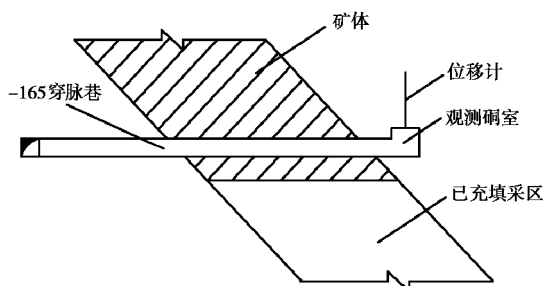


图1 岩层位移监测示意图

Fig. 1 Sketch of stratum displacement monitoring

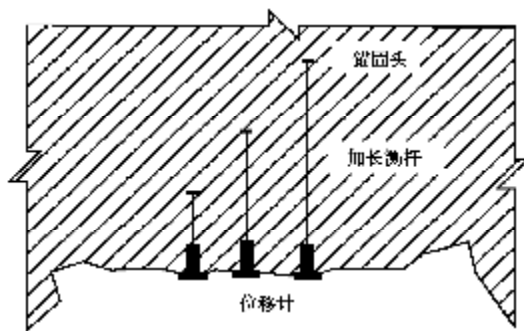


图2 单点位移计组合示意图

Fig. 2 Sketch of single-point extensometers

3.2 数据整理

岩层位移观测时间为183 d (2009-04-11—2009-10-11), 每隔2 d测量一次数据。从而得到3种高度岩层的等时间间隔监测数据的时间序列 $x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n), n=92$, 每组序列包含有92个 $t=2d$ 的数据。将得到的数据绘制位移曲线, 如图3所示。

从实测数据可以看出: $A_{10} > A_{20} > A_{30}$, 越靠近采空区, 其竖直方向位移越大; 在曲线变化程度上, A_{30} 变化平缓, A_{20} 次之, A_{10} 变化最为显著; 从总体上看, 这3条曲线变化都表现为从开始时的显著到逐渐趋于平稳的过程, 尤其是 A_{30} , 在140~183 d时间段内,

位移变化量很小。表明海底开采对岩层扰动比较小, 采场结构参数和开采顺序是合理的, 充填体具有足够强度, 且接顶效果也比较好。

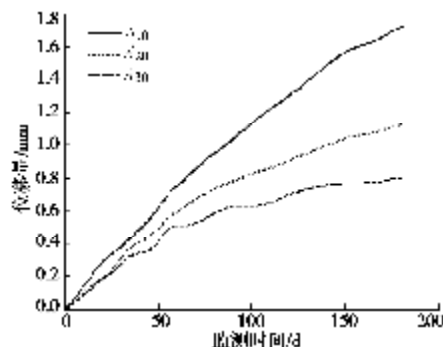


图3 实测位移曲线

Fig. 3 Curves of measured displacement

3.3 确定动力系统关联维数

对实测的位移时间序列重构相空间, 用Grassberger-Procaccia法计算得出: A_{10} 饱和嵌入维数 $m=5$, 动力关联维数 $D_2=1.7999$; A_{20} 饱和嵌入维数 $m=5$, $D_2=1.1129$; A_{30} 饱和嵌入维数 $m=5$, $D_2=0.8126$ 。三组监测数据重构后动力系统关联维数 D_2 均为分数, 表明岩层变形具有混沌特性; 且随着监测高度的增加, 岩层变形趋势平稳, 动力系统关联维数 D_2 逐渐减小。

3.4 岩层变形在相空间中相点距离的演变规律

对 A_{10} , A_{20} 和 A_{30} 的位移时间序列分别用饱和和嵌入维数 $m=5$ 重构相空间, 得出各自的相空间88个相点。求出每个相点最近邻相点距离, 用式(3)将其写成一个数组。 A_{10} , A_{20} 和 A_{30} 在相空间中最邻近点距离演变序列分别表示为 Z_{10} , Z_{20} 和 Z_{30} , 如图4所示。

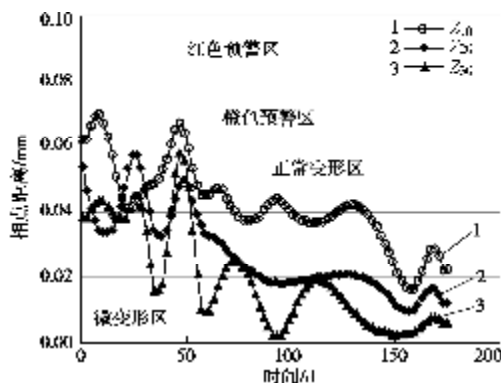


图4 岩层位移的相空间距离演变曲线

Fig. 4 Evolution laws of phase space distance for stratum displacement

对比图3与图4可以看出: 对时间序列重构相空间后, 岩层变形的细微变化特征被“放大”, 其内在规律得到充分展示。根据图4不同位置岩层在相空间中最邻近点距离随时间演变曲线, 可以得出: 相点平均距 $Z_{10} > Z_{20} > Z_{30}$, 表明离开采区域越近, 岩层变形的过程越复杂。

根据式 (4), 运用 Matlab 中时间序列的快速傅里叶变换工具箱, 分别对 Z_{10} , Z_{20} 和 Z_{30} 作傅里叶变换, 得到 Z_{10} , Z_{20} 和 Z_{30} 的时间-功率谱曲线如图 5 所示。

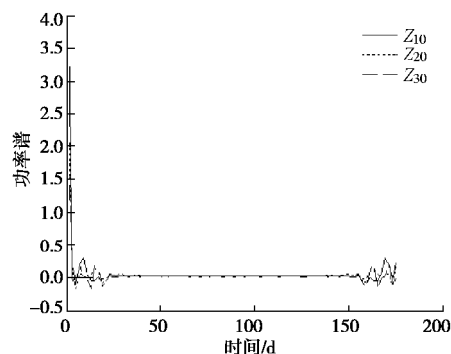


图 5 岩层位移的时间 - 功率谱曲线

Fig. 5 Time-power spectrum curves for stratum displacement

图 5 不同高度岩层位移的时间 - 功率谱曲线表明, 岩层在变形初期, 变形能量变化幅度较大, 从所围成的面积上看: $A_{10} > A_{20} > A_{30}$, 表明离开采区域越近, 岩层变形越显著, 岩层释放的能量越高; 20~160 d 是稳定过程, 能量变化相对较小。

3.5 海底开采岩层变形预测

对 3 组不同高度岩层位移实测数据 $x(t_1)$, $x(t_2), \dots, x(t_n), n=89$ 重构相空间得到 $Y(t_k), k=1, 2, \dots, 85$, 并计算最近邻点距离序列 Z_1, Z_2, \dots, Z_j , 应用梯度下降法与混沌优化方法相结合的 BP 神经网络对其进行训练。训练网络为由输入层、隐含层和输出层组成的 3 层 BP 神经网络。输入层有 5 个神经元, 输出层神经元个数为 1。输入层选用 tansig 函数, 输出层则选用 purelin 函数。根据网络的收敛速度和预测精度对网络进行多次试训练, 确定隐含层神经元数目为 12, 即采用 5-12-1 型神经网络模型。神经网络训练完成后, 即可进行预测。得出 $Z(t_{90})$, $Z(t_{91})$ 和 $Z(t_{92})$ 预测值后, 分别代入式 (2) 依次计算出不同高度岩层位移值 $x(t_{90})$, $x(t_{91})$ 和 $x(t_{92})$, 结果如表 1 所示。

从表 1 可看出, 3 个时段的预测位移误差均在 5% 以内, 表明用该方法来预测岩层位移具有较高的精度。

本文同时采用灰色理论 GM(1, 1)模型对岩层变

形量进行预测, 结果如表 1 所示。对比两者的误差, 可以看出采用 BP 神经网络的预测精度明显优于灰色理论 GM(1, 1)模型的预测精度。

3.6 三山岛金矿海底开采安全预警系统建立

相点距离研究结果表明, 相点距越大, 岩层变形越剧烈, 也就越危险。对监数据进行综合分析 (如图 4 所示), 界定相点距 $Z \geq 0.08$ mm 时, 为岩层变形的红色预警区, 此时岩层变形剧烈, 表明顶板岩层危险, 有可能产生突水, 矿井人员应全部撤离; 界定相点距离 $0.08 > Z \geq 0.06$, 为橙色预警区, 此时岩层变形相对较大, 有可能会出现险情, 应当增加监测频率并及时预测预报, 分析原因, 采取相应对策; 界定相点距离 $0.06 > Z \geq 0.03$ 为岩层正常变形区, 此时岩层是安全的, 按正常的程序进行监测即可; 界定相点距离 $Z < 0.03$ 为岩层微变形区, 此时可以适当延长监测频率, 节省监测的人员成本。下式为 Z 的大小与其所处的预警区域关系式。

$$Z = \begin{cases} 0 \sim 0.03 \text{ mm} & \text{微变形区,} \\ 0.03 \sim 0.06 \text{ mm} & \text{正常变形区,} \\ 0.06 \sim 0.08 \text{ mm} & \text{橙色预警区,} \\ > 0.08 \text{ mm} & \text{红色预警区。} \end{cases} \quad (5)$$

将预测出的 $Z(t_{90})$, $Z(t_{91})$, $Z(t_{92})$ 用式 (5) 进行检验。其数值分别为: $Z_{10}(t_{90})=0.029$, $Z_{10}(t_{91})=0.029$, $Z_{10}(t_{92})=0.043$; $Z_{20}(t_{90})=0.016$, $Z_{20}(t_{91})=0.022$, $Z_{20}(t_{92})=0.052$; $Z_{30}(t_{90})=0.020$, $Z_{30}(t_{91})=0.050$, $Z_{30}(t_{92})=0.057$, 预警级别均处于安全区域。根据预测出的相点距可以判断岩层变形的预警级别。

以上分析表明: 不同高度岩层的变形过程表现出不同的动力学特征, 其中岩层自身强度、采场结构参数、采矿方法、采空区形状等决定了岩层变形的动力学行为。

4 结 论

(1) 岩层变形受多种因素的影响, 表现出非线性混沌特征, 对其重构相空间后, 岩层变形的细微变化特征被“放大”, 其变形的内在规律能得到充分展示。

表 1 不同方法预测结果与实测值比较

Table 1 Comparison between predicted and measured results by different methods

预测方法	时间	A ₁₀			A ₂₀			A ₃₀		
		实测/mm	预测/mm	误差/%	实测/mm	预测/mm	误差/%	实测/mm	预测/mm	误差/%
本文模型	$x(t_{90})$	1.720	1.695	1.5	1.123	1.118	0.4	0.798	0.776	2.8
	$x(t_{91})$	1.726	1.701	1.4	1.126	1.135	0.8	0.800	0.840	5.0
	$x(t_{92})$	1.728	1.736	0.5	1.127	1.074	4.7	0.801	0.819	2.2
GM(1,1)模型	$x(t_{90})$	1.720	1.789	4.0	1.123	1.144	1.9	0.798	0.835	4.6
	$x(t_{91})$	1.726	1.836	6.4	1.126	1.173	4.2	0.800	0.847	5.9
	$x(t_{92})$	1.728	1.841	6.5	1.127	1.209	7.3	0.801	0.852	6.4

(2) 距开采区域的距离不同, 岩层变形表现出不同的非线性混沌特性。离开采区域越近, 岩层变形的动力系统关联维数越高, 其变形特征越显著, 释放的能量越高。

(3) 建立了海底开采岩层变形的神经网络预测模型, 与灰色理论 GM(1, 1) 预测法相比, 基于重构相空间的神经网络预测方法具有较高的预测精度。

(4) 在分析三山岛金矿新立矿区岩层变形监测数据的基础上, 建立了海底开采安全预警系统, 为新立矿区海底安全开采提供了技术保障。

参考文献:

- [1] LUCHA P, CARDONA F, GUTIERREZ F. Natural and human-induced dissolution and subsidence processes in the salt outcrop of the Cardona Diapir[J]. *Environmental Geology*, 2008, **53**(5): 1023 - 1035.
- [2] 杨帆, 麻凤海, 刘书贤, 等. 采空区岩层移动的动态过程与可视化研究[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2005, **16**(1): 84 - 88. (YANG Fan, MA Feng-hai, LIU Shu-xian. Research on dynamic process and visual simulation of strata movement in mined-out area[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2005, **16**(1): 84 - 88. (in Chinese))
- [3] DIEDERICHS M S, KAISER P K. Stability of large excavations in laminated hard rock masses: the voussoir analogue revisited[J]. *International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences*, 1999, **36**: 97 - 117.
- [4] SAKAMOTO Akio, YAMADA Noritoshi, IWAKI Keisuke, et al. Applicability of recycling materials to cavity filling materials[J]. *Journal of the Society of Materials Science*, 2005, **54**(11): 1123 - 1128.
- [5] 赵静波, 高谦, 李莉. 地下采动岩层移动预测理论分析与研究[J]. *矿冶工程*, 2004, **24**(3): 1 - 4. (ZHAO Jing-bo, GAO Qian, LI Li. Prediction of underground-induced strata movement-theoretical analysis and research[J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 2005, **54**(11): 1123 - 1128. (in Chinese))
- [6] 夏银飞, 张季如, 夏元友. 混沌时间序列在路基工后沉降中的应用[J]. *华中科技大学学报(城市科学版)*, 2005, **22**(3): 89 - 93. (XIA Yin-fei, ZHANG Ji-ru, XIA Yuan-you. Application of chaotic time series on road foundation's sedimentation[J]. *J of Hust (Urban Science Edition)*, 2005, **22**(3): 89 - 93. (in Chinese))
- [7] 李夕兵, 刘志祥. 基于重构相空间充填体变形规律的灰色预测研究[J]. *安全与环境学报*, 2004, **4**(6): 54 - 57. (LI Xi-bing, LIU Zhi-xiang. Research on grey prediction of deformation laws in backfill based on phase space reconstruction[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2004, **4**(6): 54 - 57. (in Chinese))
- [8] 刘志祥, 李夕兵. 充填体变形的混沌时序重构与神经网络预测[J]. *矿冶工程*, 2005, **25**(1): 16 - 19. (LIU Zhi-xiang, LI Xi-bing. Reconstruction of chaotic time series for backfill deformation and prediction with neural network[J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 2005, **25**(1): 16 - 19. (in Chinese))
- [9] TURCOTTE D L. Fractal and chaos[M]. CHENG Yu, ZHENG Jie, JI Ying, trans. Beijing: Seismological Press, 1993.
- [10] 简湘超, 郑君里. 混沌和神经网络相结合预测短波通信频率参数[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2001, **41**(1): 16 - 19. (JIAN Xiang-chao, ZHENG Jun-li. Prediction of frequency parameters in short wave radio communications based on chaos and neural networks[J]. *Journal of Tsinghua University(Science and Technology)*, 2001, **41**(1): 16 - 19. (in Chinese))
- [11] ALBANO A M, MUENCH J, SCHWARTZ C, et al. Singular-value decomposition and the Grassberger-Procaccia algorithm[J]. *Phys Rev A*, 1988, **38**: 3017 - 3026.
- [12] KOBAYASHI M, HATTORI M, YAMAZAKI H. Multidirectional associative memory with a hidden layer[J]. *Systems and Computers in Japan*, 2002, **33**(6): 1 - 9.
- [13] 何国光, 周坚强. 基于前向神经网络的知识获取[J]. *吉首大学学报(自然科学版)*, 2002, **23**(6): 62 - 65. (HE Guo-guang, ZHOU Jian-qiang. Study of the knowledge acquirement based on feed-forward neural network[J]. *Journal of Jishou University(Natural Science Edition)*, 2002, **23**(6): 62 - 65. (in Chinese))
- [14] SIVAKUMAR B, JAYAWARDENA A W, FERNANDO T M. River flow forecasting: use of phase-space reconstruction and artificial neural networks approaches[J]. *Journal of Hydrology*, 2002, **265**(1): 225 - 245.
- [15] KOBAYASHI M, HATTORI M, YAMAZAKI H. Multidirectional associative memory with a hidden layer[J]. *Systems and Computers in Japan*, 2002, **33**(6): 1 - 9.
- [16] CHOI C, LEE J. Chaotic local search algorithm[J]. *Artificial Life & Robotics*, 1998, **2**(1): 41 - 47.
- [17] 尤勇, 王孙安, 盛万兴. 新型混沌优化方法的研究及应用[J]. *西安交通大学学报*, 2003, **37**(1): 69 - 72. (YOU Yong, WANG Sun-an, SHENG Wan-xing. New chaos optimization algorithm with applications[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2003, **37**(1): 69 - 72. (in Chinese))