

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201308013

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3969/j.issn.1673-4785.201308013.html>

# 带有高斯扰动的混沌神经网络及应用

许楠<sup>1</sup>, 刘桂阳<sup>1</sup>, 徐耀群<sup>2</sup>

(1.黑龙江八一农垦大学 信息技术学院, 黑龙江 大庆 163319; 2.哈尔滨商业大学 系统工程研究所, 黑龙江 哈尔滨 150028)

**摘 要:**为考查新型混沌神经网络的抗干扰能力,在Chen's混沌神经网络模型的内部状态中加入高斯函数扰动项。通过分析该网络神经元的混沌特性,说明了模拟退火参数及高斯函数的宽度参数对混沌行为的影响;分析了不同宽度值时的高斯曲线以及内部状态随迭代次数的变化情况,说明了扰动强弱敏感依赖于该参数的取值。将带有高斯扰动的混沌神经网络模型应用于解决旅行商最短路径问题(TSP),通过仿真实验,说明若合理调整网络参数以及径向基宽度参数,则该新型网络可以具有较高的抗扰动能力,从而使得网络能够避免陷入局部极小点,并以较快速度求得全局最优解。

**关键词:**高斯函数;扰动;混沌神经网络;内部状态

**中图分类号:** TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2014)04-444-05

中文引用格式:许楠,刘桂阳,徐耀群.带有高斯扰动的混沌神经网络及应用[J].智能系统学报,2014,9(4):444-448.

英文引用格式:XU Nan, LIU Guiyang, XU Yaoqun. A novel chaotic neural network with Gaussian disturbance and its application [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2014, 9(4): 444-448.

## A novel chaotic neural network with Gaussian disturbance and its application

XU Nan<sup>1</sup>, LIU Guiyang<sup>1</sup>, XU Yaoqun<sup>2</sup>

(1.College of Information Technology, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China; 2. Institute of System Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China)

**Abstract:** A Gaussian function disturbance item is added into the internal state of Chen's chaotic neural network for examining the anti-disturbance ability of the new chaotic neural network. The chaotic dynamics behavior of the single chaotic neuron is analyzed. The chaotic behavior is affected by the parameter of the simulated annealing and the width of the Gaussian function. The Gaussian curve and the change of the inside state are analyzed in different widths. The amount of disturbance depends on the width. This chaotic neural network with Gaussian disturbance is used to solve traveling salesman problem. The simulation results indicate that this network can avoid the limits of being trapped into the local minima and its capability of resisting the disturbance is perfect.

**Keywords:** Gaussian function; Gaussian disturbance; chaotic neural network; inside state

制造混沌神经计算机一直是人们追求的目标,然而由于元器件的不稳定性,在一定情况下势必会出现微小扰动从而对网络模型产生影响,扰动的引入使得混沌神经网络具有更加复杂的动力学特性,

同时对网络的应用产生一定影响,影响严重时会导致网络失稳,因此研究神经网络的抗扰动能力是有必要的。高斯函数是径向基函数<sup>[1]</sup>的一种,同其他径向基函数一样存在宽度参数,本文在Chen's混沌神经网络基础上引入高斯函数扰动,对网络内部状态进行改进,分析了混沌神经元模型的动力学特性,以及宽度参数对扰动强弱的影响,在此基础上研究

收稿日期:2013-08-08. 网络出版日期:2014-06-21.

基金项目:黑龙江省教育厅科学技术研究资助项目(面上)(12531456).

通信作者:许楠.E-mail: xuaoe80@126.com.

混沌神经网络的抗扰动能力,并在引入高斯函数扰动情况下,利用该网络解决旅行商最短路径(traveling salesman problem, TSP)问题,仿真结果表明,网络具有较高的抗扰动能力。

## 1 带高斯扰动的暂态混沌神经元模型

在Chen's混沌神经网络模型基础上<sup>[2]</sup>,加入由高斯函数构成的扰动项,现将新模型的单个神经元模型描述如下:

$$x(t) = 1 / (1 + \exp(-y(t)/\varepsilon_0)) \quad (1)$$

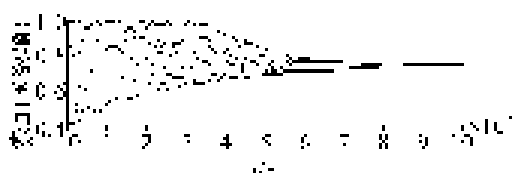
$$y(t+1) = ky(t) - z(t)(x(t) - I_0) + f(y(t)) \quad (2)$$

$$z(t+1) = (1 - \beta)z(t) \quad (3)$$

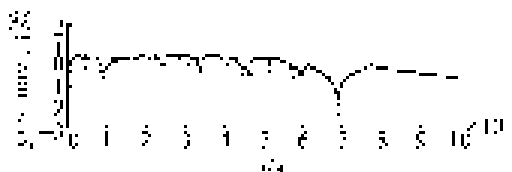
$$f(u) = \exp(-u^2/\delta^2) \quad (4)$$

式中: $\varepsilon_0$ 是输出函数 $x(t)$ 的陡度参数;神经元的激励函数 $x(t)$ 选取Sigmoid函数; $k$ 为神经隔膜的阻因子, $0 \leq k \leq 1$ ;  $y(t)$ 为神经元的内部状态,其 $t+1$ 时刻状态受到 $t$ 时刻状态影响; $z(t)$ 是自反馈连接项; $f(u)$ 为高斯函数,它用来作为内部函数扰动项; $\delta$ 是径向基函数的扩展常数或称宽度; $\beta$ 是退火参数,其值对 $z(t)$ 有着决定性影响; $I_0$ 为一正参数。

当参数选取 $\varepsilon_0 = 0.1, y(1) = 0.5, z(1) = 0.5, k = 0.9, I_0 = 0.45, \delta = 0.05$ 固定不变时,分别选取 $\beta = 0.003$ 与 $\beta = 0.0025$ 时神经元的倒分岔图和最大Lyapunov指数时间演化图如图1、2所示。



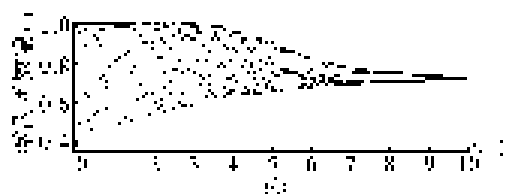
(a) 神经元倒分岔图



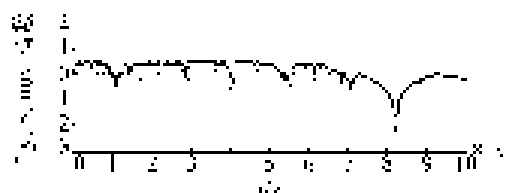
(b) 最大 Lyapunov 指数时间

图1  $\beta = 0.003$  时神经元倒分岔图与最大 Lyapunov 指数时间演化图

Fig.1 State bifurcation and the time evolution of the maximal Lyapunov exponent of the neuron when  $\beta = 0.003$



(a) 神经元倒分岔图



(b) 最大 Lyapunov 指数时间

图2  $\beta = 0.0025$  时神经元倒分岔图与最大 Lyapunov 指数时间演化图

Fig.2 State bifurcation and the time evolution of the maximal Lyapunov exponent of the neuron when  $\beta = 0.0025$

由图1、2可知,加入了高斯扰动的混沌神经元具有暂态混沌动力学行为,网络的搜索及收敛快慢依赖于模拟退火参数 $\beta$ 的值, $\beta$ 为0.003时收敛点在 $t$ 为800处, $\beta$ 为0.0025时收敛点在 $t$ 为950处。由式(3)不难分析出: $\beta$ 越小,模拟退火温度 $z(t)$ 下一时刻较上一时刻变化越不明显,温度降低较慢,这就使得混沌搜索能够充分发挥作用,相对搜索时间较长,从而可以逃离局部极小点限制,找到全局最小点; $\beta$ 较大时,模拟退火温度 $z(t)$ 下一时刻较上一时刻变化明显,温度较低、较快,这使得收敛速度得以加快,但若 $\beta$ 过大,进入平衡点太过迅速,易使搜索陷入局部极小点,而不能求得全局最优解,因此应适当选取 $\beta$ 值。

模拟退火参数 $\beta$ 值对神经元模型的影响可以通过数学推理得出: $\beta$ 取值范围在 $0 < \beta < 1$ ,通过式(3)不难看出 $z(t)$ 是一个递减过程,递减速度由 $(1 - \beta)$ 控制,而 $(1 - \beta)$ 随着 $\beta$ 值的增大而减小,也就是说, $\beta$ 值越大, $z(t)$ 递减得越快, $\beta$ 值越小, $z(t)$ 递减得越慢,相对的模拟退火温度冷却较缓慢。

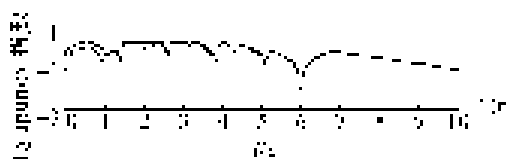
下面考查高斯函数的宽度参数 $\delta$ 对该神经元动力学特性的影响。当参数选取 $\varepsilon_0 = 0.1, y(1) = 0.5, z(1) = 0.5, k = 0.9, I_0 = 0.45, \beta = 0.003$ 固定不变时,选取 $\delta = 0.07$ 时神经元的倒分岔图和最大 Lyapunov 指数时间演化图如图3所示。

当 $\beta = 0.003$ 时, $\delta = 0.05$ 的倒分岔图和最大

Lyapunov 指数时间演化图与图 3 比较不难看出:  $\delta = 0.07$  混沌搜索进入稳定状态的位置是  $t$  为 700 左右, 很明显比  $\delta = 0.05$  时稳定位置  $t$  为 800 左右搜索过程缩短, 收敛点提前。说明  $\delta$  越小加入到内部状态  $y(t)$  中的扰动就越大, 从而影响了网络混沌搜索的随机性及轨道遍历性<sup>[4]</sup>, 随机性可以保证大范围搜索能力, 轨道遍历性使系统按自身的演化行为不重复地遍历所有可能状态, 它具有使网络避免陷入局部极小的能力求解能力, 因此  $\delta$  取值应控制高斯函数所产生的扰动在一定范围内, 才能使网络能够快速、有效的求解全局最小点。



(a) 神经元倒分叉图



(b) 最大 Lyapunov 指数时间

图 3  $\delta = 0.07$  时神经元倒分叉图与最大 Lyapunov 指数时间演化图

Fig.3 State bifurcation figure and the time evolution figure of the maximal Lyapunov exponent of the neuron when  $\delta = 0.07$

由式(4)可以通过仿真试验做出如图 4 所示的高斯曲线。

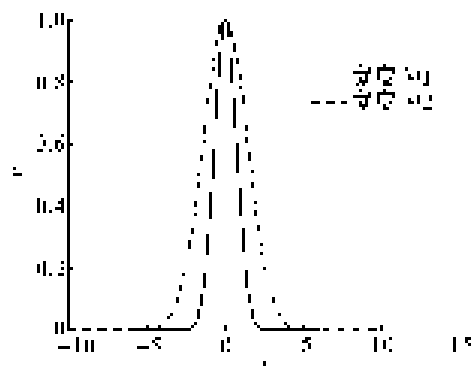


图 4  $\delta = 1$  与  $\delta = 2$  时的高斯曲线

Fig.4 Gaussian function when  $\delta = 1$  and  $\delta = 2$

由该图可以看出: 宽度越小, 高斯曲线数值在 0 值两端变化越迅速, 曲线较“陡峭”且趋向于垂直横轴; 宽度越大, 高斯曲线数值在 0 值两端变化缓慢, 曲线较“平稳”, 趋向于弧线。这说明对于径向基函

数而言, 宽度参数决定该函数的选择性, 宽度越小, 函数的选择性<sup>[5]</sup>越大, 产生的扰动比较强烈; 宽度越大, 函数的选择性降低, 所产生的扰动相对而言不是很大, 对网络的求解能力影响减弱。

## 2 带高斯扰动的混沌神经网络模型

根据上述带有高斯扰动的混沌神经元模型, 构造如下带有高斯函数扰动的暂态混沌神经网络模型:

$$x(t) = 1/(1 + \exp(-y(t)/\varepsilon_0)) \quad (5)$$

$$y_i(t+1) = ky_i(t) + f(y(t)) +$$

$$\gamma \left[ \sum_n w_{ij} x_j(t) + I_i \right] - z_i(t)(x_i(t) - I_0) \quad (6)$$

$$z_i(t+1) = (1 - \beta)z_i(t) \quad (7)$$

$$f(u) = \exp(-u^2/\delta^2) \quad (8)$$

网络模型中  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $x_i(t)$  是由 Sigmoid 函数构成的激励函数;  $y_i(t)$  为内部状态;  $k$  为神经间隔的阻尼因子,  $0 \leq k \leq 1$ , 表示网络记忆保留或遗忘内部状态的能力, 其值越接近 1 越表明下一时刻内部状态变化不大, 保留能力较强, 其值越接近 0 表明下一时刻内部状态有很大变动, 遗忘能力较强;  $z_i(t)$  自反馈连接项, 其值是不断减小的, 当减小到趋近 0 值时, 网络将结束混沌搜索状态, 进入稳定平衡状态;  $\beta$  是模拟退火参数;  $w_{ij}$  为从神经元  $j$  到神经元  $i$  的连接权值, 且  $w_{ij} = w_{ji}$ ,  $w_{ii} = 0$ ;  $I_i$  为神经元  $i$  的输入偏差;  $\gamma$  为输入的正的尺度参数, 代表着能量函数对动态特性的影响,  $\gamma$  过大则能量函数影响太强, 有可能无法得到暂态混沌现象,  $\gamma$  过小则能量函数影响太弱, 有可能无法收敛到最优解;  $I_0$  为一正参数;  $f(u)$  为高斯函数, 其中  $\delta$  为宽度参数。

下面考查高斯函数加入内部状态后, 对内部状态<sup>[6]</sup>的影响, 主要研究  $\delta$  参数对扰动强弱的控制。当参数选取  $\varepsilon_0 = 0.5$ ,  $y(1) = 0.5$ ,  $z(1) = 0.5$ ,  $k = 0.9$ ,  $I_0 = 0.45$ ,  $\beta = 0.003$ ,  $\gamma = 0.5$ , 为了简化起见同时取  $\sum_n w_{ij} x_j(t) + I_i = 0.001$ , 在取不同的宽度  $\delta$  值做 500 次循环, 内部函数  $y(t)$  随迭代次数变化的曲线如图 5、6 所示。当简化能量函数的取值情况下, 训练带有高斯扰动的混沌神经网络, 网络的输入情况即  $y(t)$  较敏感的受到宽度参数  $\delta$  的制约。可以很直观地看到, 总体而言,  $\delta$  越小则扰动随时间变化幅度越强烈, 输入值整体被扩大,  $\delta$  值仅仅相差 0.02, 但  $y(t)$  的值却变化明显, 说明扰动的大小, 主要受到宽度参数的控制, 网络找全局最小点时, 应考虑控制

$\delta$  值,避免扰动过于强烈,而影响网络的求解能力。

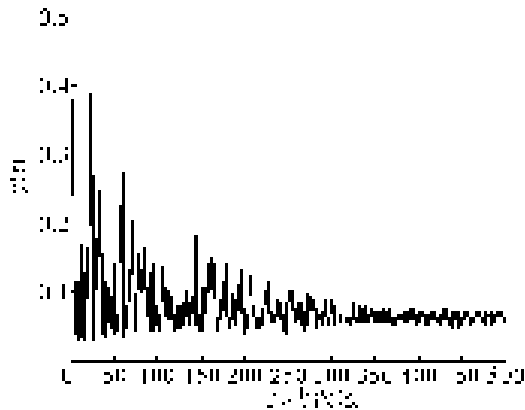


图 5  $\delta = 0.03$  时内部状态  $y(t)$  随迭代次数的变化曲线  
Fig.5 The curve for the change of  $y(t)$  when  $\delta = 0.03$

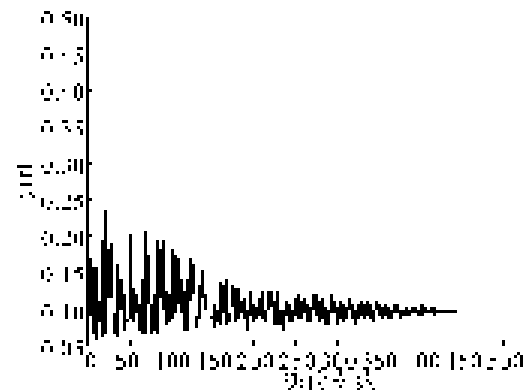


图 6  $\delta = 0.05$  时内部状态  $y(t)$  随迭代次数的变化曲线  
Fig.6 The curve for the change of  $y(t)$  when  $\delta = 0.05$

随着时间  $t$  的推移,  $y(t)$  变化幅度越来越小,  $\delta$  为 0.03 时,  $y(t)$  稳定在 0.06 附近,而  $\delta$  为 0.05 时,  $y(t)$  稳定在 0.1 附近,不妨通过式(8)对此进行数学推导,  $\delta$  越小,  $u^2/\delta^2$  越大,  $\exp(u^2/\delta^2)$  越大,但是  $\exp(-u^2/\delta^2)$  却反而越小,因此,  $\delta$  越小,扰动项  $f(u)$  对内部状态改变会增强,而随着时间的推移,内部状态会稳定在较低值,由此,更能理解上述结果。

3 解决旅行商最短路径问题(TSP)

旅行商最短路径问题(TSP)<sup>[7]</sup>可描述为:给定  $n$  个城市以及每 2 个城市之间的距离,若要使旅行商经过每个城市且各城市仅经过一次,求最短路线。

所求最短路径并满足 TSP 问题约束条件的一个能量函数如式(9)描述。

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^n \left( \sum_{i=1}^n V_{xi} - 1 \right)^2 + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^n \left( \sum_{x=1}^n V_{xi} - 1 \right)^2 + \frac{D}{2} \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n \sum_{i=1}^n d_{xy} V_{xi} V_{y,i+1} \quad (9)$$

式中:  $V_{xi}$  为神经元输出,代表第  $x$  个城市在第  $i$  次序上被访问,  $d_{xy}$  为城市  $x$ 、 $y$  之间的距离。由于行列式的对称性,系数  $A = B$ ,一个全局最小的  $E$  值代表一条最短

的有效路径。本文采用以下经典归一化后的 10 个城市坐标: (0.4, 0.443 9); (0.243 9, 0.146 3); (0.170 7, 0.229 3); (0.229 3, 0.71 6); (0.517 1, 0.941 4); (0.873 2, 0.653 6); (0.687 8, 0.521 9); (0.848 8, 0.360 9); (0.668 3, 0.253 6); (0.619 5, 0.263 4)。该 10 城市最短路径为 2.677 6,路径如图 7。

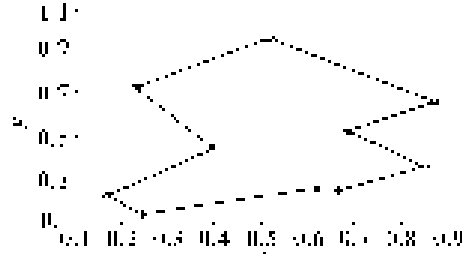


图 7 10 个城市 TSP 问题的最优解  
Fig.7 The optimal distance of 10 city TSP

当取  $\varepsilon_0 = 0.2, z(1) = 0.5, k = 0.88, I_0 = 0.9, \beta = 0.3, A = 2, D = 5, \gamma = 0.6$  固定不变时,分别选取不同的宽度参数  $\delta$  值,研究其对 TSP 求解的影响,表 1 是该情况下 200 次随机分配初始值的仿真数据结果。

表 1 在不同  $\delta$  值条件下 200 次随机分配初始值的试验数据  
Table 1 The results of 200 different internal conditions for each  $\delta$

$\delta$	合法路径	最优路径	合法比/%	最优比/%
0.710	200	175	100	87.5
0.700	200	174	100	87.0
0.690	200	170	100	85.0
0.680	200	171	100	85.5
0.678	200	170	100	85.0
0.676	200	172	100	86.0
0.673	199	166	99.5	83.0
0.670	189	164	94.5	82.0
0.668	182	155	91.0	77.5
0.666	179	148	89.5	74.0
0.664	170	142	85.0	71.0
0.662	160	123	80.0	61.5
0.660	148	111	74.0	55.5
0.650	115	76	57.5	38.0

由表 1 可以看出:当宽度参数  $\delta$  的值在 [0.676, 0.710] 时网络的合法路径比例均为 100%,最优路径比例均在 85% 以上,说明  $\delta$  若在此区间取值,扰动不是很强烈,不会对网络的寻优能力造成很大影响;但随着  $\delta$  取值的不断减小,网络的合法路径以及最优路径比例均有所下降,说明随着  $\delta$  的减小,高斯函数产生的扰动越来越强烈,使网络不能很好地利用混沌的全局遍历特性,致使求解能力下降,尤其当  $\delta$  取值小

于0.664时,合法路径与最优路径比例下降迅速,因此,网络的抗扰动能力随着宽度值的减小而变弱。

除了径向基函数的宽度参数外,神经隔膜阻尼因子<sup>[8]</sup> $k$ 对网络的寻优能力也有很大影响,当取 $\varepsilon_0 = 0.2, z(1) = 0.5, \delta = 0.7, I_0 = 0.9, \beta = 0.3, A = 2, D = 5, \gamma = 0.6$ 固定不变时,分别选取不同的 $k$ 值,研究其对TSP求解的影响,表2是该情况下200次随机分配初始值的仿真数据结果。可以看出,在 $\delta$ 及其他参数固定情况下,高斯函数形成的扰动作用于网络,此时的网络具有一定的抗干扰能力,但也较敏感依赖于神经隔膜阻尼因子的取值,当 $k$ 值在 $[0.876, 0.882]$ 范围内时,网络的合法路径比例为100%,最优路径比例均在80%以上,但随着 $k$ 值的减小,合法路径及最优路径比例均明显下降,说明该网络在内部状态记忆能力较强时,可以逃离极小点限制,而在内部状态遗忘能力较强时,网络求解组合优化问题的能力大大降低,网络不易求得全局最优解。

表2 在不同 $k$ 值情况下200次随机分配初始值的试验数据  
Table 2 The results of 200 different internal conditions for each  $k$

$k$	合法路径	最优路径	合法比/%	最优比/%
0.882	200	177	100	88.5
0.881	200	164	100	82.0
0.880	200	171	100	85.5
0.878	200	170	100	85.0
0.876	200	168	100	84.0
0.874	168	134	84.0	67.0
0.870	149	123	74.5	61.5
0.860	116	94	58.0	47.0

由表2上述仿真实验结果,受到网络模型各个参数的制约,某一参数改变会影响全局结果,这也是混沌神经网络的特性之一,即敏感依赖于网络参数初值,因此上述结果是在其他参数值固定不变的情况下得出的优化性能情况,并不具备普遍性,特在此说明。

## 4 结束语

本文将高斯扰动加入混沌神经网络的内部状态中,通过神经元倒分岔图以及Lyapunov指数演化图,分析了其混沌动力学行为,说明了高斯函数的宽度参数对混沌行为的影响。在带有高斯扰动的神经元模型基础上构建混沌神经网络模型,通过简化能量函数,模拟分析了内部状态随着迭代次数的变化情况,说明了宽度参数值越小,对网络的扰动就会越

强烈。将该网络模型应用于求解TSP问题,通过仿真试验可知,网络具有较强的抗扰动能力,选取适当参数值,且扰动不是很强烈的情况下,仍然能以85%以上的最优路径比例求得全局最优解。

## 参考文献:

- [1] 黄永聪,张旭,吴义纯,等. 改进的径向基函数网络的研究及应用[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(5): 164-167.  
HUANG Yongcong, ZHANG Xu, WU Yichun, et al. Research and application of improved genetic algorithm-based RBFANN [J]. Computer Technology and Development, 2010, 20(5): 164-167.
- [2] CHEN L, AIHARA K. Chaotic simulated annealing by a neural network model with transient chaos[J]. Neural Networks, 1995, 8(6): 915-930.
- [3] 张慧,刘湘南,黄刚. 基于模拟退火遗传算法的GMDH网络模型[J]. 华中师范大学学报:自然科学版, 2013, 47(2): 24-28.  
ZHANG Hui, LIU Xiangnan, HUANG Gang. The GMDH network model based on simulated annealing and genetic algorithm[J]. Journal of Huazhong Normal University: Natural Sciences Edition, 2013, 47(2): 24-28.
- [4] HOPFIELD J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [C]//Proceedings of the National Academy of Sciences. [S.l.], 1982, 79: 2554-2558.
- [5] 许楠,刘丽杰. 径向基函数混沌神经元系统及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(4): 73-76.  
XU Nan, LIU Lijie. RBF chaotic neuron system and its application[J]. Computer Engineering and Application, 2014, 50(4): 73-76.
- [6] 徐耀群,何少平,张莉. 带扰动的混沌神经网络研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(36): 66-69.  
XU Yaoqun, HE Shaoping, ZHANG Li. Research on chaotic neural network with disturbance[J]. Computer Engineering and Application, 2008, 44(36): 66-69.
- [7] 代桂平,王勇,侯亚荣. 基于遗传算法的TSP问题求解算法及其系统[J]. 微计算机信息, 2010, 26(4): 15-17.  
DAI Guiping, WANG Yong, HOU Yarong. A TSP solving algorithm and system based on genetic algorithm[J]. Micro-computer Information, 2010, 26(4): 15-17.
- [8] 徐耀群,杨雪玲. 一类具有反三角函数自反馈的混沌神经网络及其应用[J]. 哈尔滨商业大学学报:自然科学版, 2010(3): 72-76.  
XU Yaoqun, YANG Xueling. A class of chaotic neural networks with anti-trigonometric function self-feedback and its application[J]. Journal of Harbin University of Commerce: Natural Sciences Edition, 2010, 6(3): 72-76.