

# 一种新的混沌神经网络及其应用

修春波<sup>1,2</sup>, 刘向东<sup>2</sup>, 张宇河<sup>2</sup>, 唐运虞<sup>2</sup>

(1. 天津工业大学自动化系, 天津 300160; 2. 北京理工大学自动控制系, 北京 100081)

**摘要:** 提出了一种新的混沌神经元模型, 该神经元的激励函数由 Gauss 和 Sigmoid 两种函数加和组成的非单调函数构成. 通过分岔图及 Lyapunov 指数的计算, 分析了其动力学特性. 基于该模型, 构造了一种新的具有暂态混沌特性的神经网络, 该网络在寻优过程中同时衰减两种退火机制实现混沌退火. 通过将特征点匹配问题转化为优化问题, 该网络可以实现对目标识别问题的求解. 仿真实验验证了该算法的有用性和有效性.

**关键词:** 混沌; 神经网络; 优化; 特征点匹配

**中图分类号:** TP301. 6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 05-0868-03

## A Novel Chaotic Neural Network and Its Application

XIU Chun-bo<sup>1,2</sup>, LIU Xiang-dong<sup>2</sup>, ZHANG Yu-he<sup>2</sup>, TANG Yun-yu<sup>2</sup>

(1. Department of Automatic Control, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300160, China;

2. Department of Automatic Control, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** We give a novel chaotic neuron model whose activation function is composed of Gauss and Sigmoid function. It is shown that the model may exhibit a complex dynamic behavior. The most significant bifurcation processes, leading to chaos, are investigated through the computation of the Lyapunov exponents. Based on this neuron model, we propose a novel chaotic neural network, which realizes simulated chaotic anneal by decaying two parameters simultaneously. Transforming the feature points matching problem into the optimization problem, the network can complete the function of the object recognition. The simulation results prove the validity of the algorithm.

**Key words:** chaos; neural network; optimization; feature points matching

### 1 引言

Hopfield 神经网络可用于解决各种优化问题, 但存在的最大缺点是在求解过程中极易陷入局部极小点. 混沌神经网络利用混沌的随机性、遍历性等特点, 可以提高网络的全局寻优能力<sup>[1-3]</sup>. 通常, 混沌神经网络的激励函数采用单调的 Sigmoid 函数形式, 利用自反馈项引入混沌特性. 文献[4]中指出, 如果激励函数采用非单调的函数形式, 则可使神经元更容易地产生混沌特性. 因此, 本文提出一种新的混沌神经元模型, 其激励函数由 Gauss 函数和 Sigmoid 函数组合而成, 然后利用该神经元构造出了一种具有暂态混沌特性的神经网络, 并将其应用于各种优化问题的求解中.

### 2 混沌神经元模型

本文所提出的混沌神经元模型称为 GS 混沌神经元, 其数学模型如下:

$$x(t+1) = f(y(t+1)) \quad (1)$$

$$y(t+1) = ky(t) + \mu f(y(t)) + \quad (2)$$

$$f(s) = e^{-h(s-a)^2} + (1 + e^{-c(s-b)})^{-1} \quad (3)$$

$x(t)$  为神经元在离散时刻  $t$  时的输出;  $y(t)$  为神经元在  $t$  时刻的内部状态;  $k$  为神经膜的阻尼因子,  $0 < k < 1$ ;  $\mu$  和  $\gamma$  是正参数,  $\gamma$  是与阈值有关的参数. 神经元的激励函数  $f(\cdot)$  由 Gauss 函数和 Sigmoid 函数加和组成. 其中  $a$ 、 $b$  分别是 Gauss 函数和 Sigmoid 函数的中心参数,  $h$  和  $c$  是形状参数. 当参数

选取合适时, 该神经元模型会表现出复杂的动力学特性. 下面通过数值计算的方法来分析其动力学特性.

设定模型参数  $a = -2.1$ ;  $b = 5.0$ ;  $c = 5.0$ ;  $h = 0.2$ ;  $k = 0.92$ ;  $\gamma = 0.18$ ; 首先, 当固定  $\mu = 0.5$ , 以  $\gamma$  为参变量来研究其分岔特性并计算其 Lyapunov 指数如图 1 所示. 随着  $\gamma$  的增大,

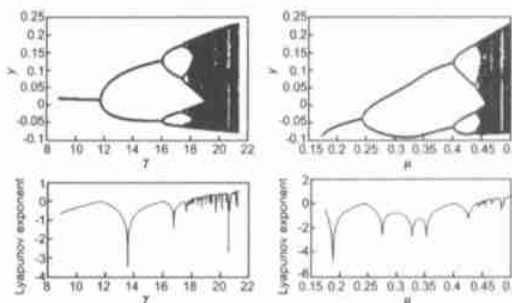


图1  $\gamma$  为参变量时神经元的分岔图和 Lyapunov 指数图

神经元的内部状态出现倍周期分岔现象, 在  $\gamma = 11.705$  时, 发生第一次分岔;  $\gamma = 16.019$  时, 发生第二次分岔; ... 在  $\gamma > 17.886$  时, 系统处于混沌状态, 对应的 Lyapunov 指数大于 0. 同样, 当固定  $\gamma = 21.34$  时, 以  $\mu$  为参变量同样也可控制神经元的动力学行为. 分岔图及 Lyapunov 指数如图 2 所示. 当  $\mu = 0.2437$  时, 发生第一次分岔;  $\mu = 0.4017$  时发生第二次分岔; ...;  $\mu = 0.4467$  时系统处于混沌状态. 对应的 Lyapunov 指数大

于 0. 同时, 从分岔图中可见, 由于模型的激励函数为光滑可微的函数<sup>[5]</sup>, 因此在混沌带中夹杂着大量密集的周期窗口. 当模型处于混沌状态时, 模型的内部状态  $y$  的运动呈现出随机、遍历的特点. Lyapunov 指数反应了动力系统的混沌度水平, Lyapunov 指数越大, 则混沌度越大, 而此时状态遍历的范围也相应增大. 在优化计算中, 利用这些特点可使网络具有跳出局部极值到达全局最优点的寻优能力.

### 3 G-S 混沌神经网络

根据以上分析, 基于上述神经元模型, 构造一种可同时调节参数  $\mu$  和  $\theta$  来控制网络动力学行为的 G-S 暂态混沌神经网络, 其动力学方程可表述如下:

$$y_i(t+1) = ky_i(t) + \left( \sum_{j=1}^N w_{ij}x_j(t) + s_i \right) + \mu(t)(x_i(t) + s_2) \quad (4)$$

$$x_i(t+1) = f(\theta(t+1) + 1)y_i(t+1) \quad (5)$$

$$f(s) = e^{-h(s-a)^2} + (1 + e^{-c(s-b)})^{-1} \quad (6)$$

$$\mu(t) = \mu(t-1) / [\ln(e + (1 - \mu(t-1)))] \quad (7)$$

$$\theta(t+1) = \theta(t) \quad (8)$$

反映了第  $i$  个神经元从其他神经元获得贡献的能力;  $w_{ij}$  表示第  $j$  个神经元与第  $i$  个神经元之间的连接权值;  $s_1$ 、 $s_2$  表示神经元的偏置. 在求解优化问题时, 定义能量函数  $E$  满足  $w_{ij}x_j = -\partial E / \partial x_i$ . 寻优过程仍分为混沌粗搜索和梯度精搜索两个阶段. 粗搜索阶段网络利用混沌的随机性和轨道遍历性来改善网络的全局寻优能力. 与现有的各种暂态混沌神经网络不同<sup>[1-3]</sup>, 该神经网络通过两种退温衰减机制式(7)和式(8)共同作用来控制神经网络的混沌特性. 这样, 初始温度  $\mu(0)$  和  $\theta(0)$  可设定为较大的初值, 从而保证网络在求解优化问题的初期能够经历较充分的混沌搜索, 而两种退火机制同时衰减, 又可使网络具有较快的收敛特性.

### 4 G-S 混沌神经网络在优化计算中的应用

优化问题分为函数优化和组合优化问题两种, 很多实际问题都可以转换成其中的一种进行求解. 为了验证本文提出的混沌神经网络的有效性和实用性, 分别将其应用于函数优化和组合优化问题的求解中.

例 1: 利用 G-S 混沌神经网络求解函数优化问题.

首先, 选择文献[1, 2]中的仿真实例作为优化对象, 优化函数为式(9).

$$\min E(x_1, x_2) = (x_1 - 0.7)^2((x_2 + 0.6)^2 + 0.1) + (x_2 - 0.5)^2((x_1 + 0.4)^2 + 0.15) \quad (9)$$

该函数的全局最小点为(0.7, 0.5), 局部极小点有 3 个, 分别是(0.6, 0.4), (0.6, 0.5)和(0.7, 0.4). 利用本文算法解决该问题时, 网络参数选为:  $a = -2.1$ ;  $b = 5.0$ ;  $c = 5.0$ ;  $h = 0.2$ ;  $k = 1.0$ ;  $\mu(0) = 0.5$ ;  $\theta(0) = 17.3$ ;  $\theta = 0.2$ ;  $\theta = 0.4$ ;  $\theta = 0.9$ . 初始时刻两神经元的 Lyapunov 指数都大于 0, 分别为 0.0541 和 0.0401, 因此网络初始阶段处于混沌状态, 经过 163 次迭代后即可求出最优解. 而文献[1, 2]则分别须 185 次和 400 次迭代. 也就是说, 本文算法的收敛速度优于文献[1, 2]中的算法.

再选取典型的测试函数式(10)<sup>[3]</sup>作为优化对象.

$$\min E(x_1, x_2) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + x_1^6/3 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4, |x_i| \leq 1 \quad (10)$$

其最优解为(0.08983, -0.7126)和(-0.08983, 0.7126). 利用本文算法求解该问题时, 网络参数选为:  $a = -2.1$ ;  $b = 5.0$ ;  $c = 5.0$ ;  $h = 0.2$ ;  $k = 1.0$ ;  $\mu(0) = 0.5$ ;  $\theta(0) = 17.3$ ;  $\theta = 0.2$ ;  $\theta = 0.4$ ;  $\theta = 0.9$ . 网络初始时刻两神经元的 Lyapunov 指数分别为 0.0425 和 0.0374. 证明网络初始阶段处于混沌状态, 经过 182 次迭代即可求出全局最优解. 而采用文献[1, 2]所述方法则分别须 672 次和 1023 次迭代. 因此本文算法同样具有较快的收敛速度.

例 2: 利用 G-S 混沌神经网络对组合优化问题进行求解.

本文采用 Hopfield<sup>[6]</sup>给出的 10 城市 TSP 问题进行仿真实验. 10 个城市的坐标分别为: 0.4, 0.4439; 0.2439, 0.1463; 0.1707, 0.2293; 0.2293, 0.761; 0.5171, 0.9414; 0.8732, 0.6536; 0.6878, 0.5219; 0.8488, 0.3609; 0.6683, 0.2536; 0.6195, 0.2634. Hopfield 原始 HNN 模型<sup>[6]</sup>在 20 次随机实验中得到 16 次合法解, 10 次满意解. 利用本文算法解决该问题时, 网络的参数选为:  $a = -2.1$ ;  $b = 5.0$ ;  $c = 5.0$ ;  $h = 0.2$ ;  $k = 0.92$ ;  $\mu(0) = 0.5$ ;  $\theta(0) = 17.3$ ;  $\theta = 0.2$ ;  $\theta = 0.007$ ;  $\theta = 0.9$ . 利用相空间重构方法计算某神经元初始时刻的 Lyapunov 指数为 0.05219, 验证了该模型初始阶段确实处于混沌状态. 在 1000 次实验中, 有 951 次寻找到全局最优解. 也就是说, 全局最优解的寻优效率可高达 95.1%.

从以上仿真结果可以看出, 与现网络相比, 由于本文所提网络退火参数  $\mu$  和  $\theta$  的初始值选取的较大, 因此在寻优初期神经元的混沌度较大, 提高了混沌搜索的充分性, 从而可使网络具有较高的全局寻优能力. 另外, 两种退火参数同时衰减, 又可使网络尽快进入梯度精搜索阶段, 这样就又保证了网络具有较快的收敛速度.

### 5 G-S 混沌神经网络在目标识别中的应用

复杂目标的检测与识别一直是计算机视觉和图像理解领域中的重要内容, 在工业检测、军事领域等方面也有着重要的应用价值. 由于本文所述暂态混沌神经网络具有较好的优化性能, 因此如果将目标识别中特征点匹配问题转换为优化问题, 则就可利用本文提出的网络进行求解.

在进行目标识别之前, 首先要对模型库中的模板图像和目标图像进行特征点提取. 这里采用文献[7]中的方法来提取特征点. 同时为了避免将多个相邻点选为同一个特征点对应的特征点, 可以将特征点选在特征测度函数具有局部最大值的点, 且局部最大值应大于原先设定的阈值. 然后将模板图像中检测到的  $M$  个特征点按列排列, 目标图像中的  $N$  个特征点按行排列, 神经元的输出矩阵  $[v_{ik}]$  为解矩阵,  $v_{ik} \in \{0, 1\}$ ,  $v_{ik} = 1$  表示模板图像中的第  $i$  个特征点与目标图像中的第  $k$  个特征点相匹配;  $v_{ik} = 0$  表示这两个特征点不匹配.

为了解决特征点匹配问题, 还需定义一个合适的能量函数. 结合实际情况的需要, 如果模板图像的特征阈值大于目标图像的特征阈值, 则目标图像中的特征点就会比模板图像中

的多,而且还会包含全部与模板特征相匹配的特征点.因此能量函数可定义为式(11).

$$E = A \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N C_{ijkl} v_{ik} v_{jl} + B \left[ \sum_{i=1}^M \left( 1 - \sum_{k=1}^N v_{ik} \right)^2 \right. \\ \left. + C \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N v_{ik} v_{jl} \right] \quad (11)$$

其中  $C_{ijkl} = (d_{ij}^m - d_{kl}^m)^2$ ,  $d_{ij}^m$  表示模板图像中第  $i$  个特征点与第  $j$  个特征点间距离,  $d_{kl}^m$  表示目标图像中第  $k$  个特征点与第  $l$  个特征点间距离,  $A$ 、 $B$ 、 $C$  为加权系数.式(11)第一项为目标函数项,其余项为约束项.

本文以一段录像带中复杂背景下的坦克目标识别为例进行仿真实验研究,如图3所示.其中左上顶点为坐标原点,向右和向下为正方向.图3(a)所示的  $110 \times 60$  的坦克作为模板图像,目标图像的大小为  $260 \times 170$ .目标图像的特征点阈值设置为 2000,低于模板图像的特征点阈值 2900.特征点坐标如表1所示.

表1 特征点的坐标

图像	坐标	特征点										
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
(a)	x	12	27	41	53	79	108					
	y	28	44	28	12	21	24					
(b)	x	59	59	80	86	94	97	106	132	153	164	196
	y	64	99	80	128	67	131	44	57	70	57	61
(c)	x	72	84	86	95	107	119	122	139	177	232	
	y	59	78	149	62	159	40	120	53	52	50	
(d)	x	13	39	68	109	124	138	141	150	176	205	
	y	127	133	147	105	121	105	159	89	98	101	
(e)	x	27	56	77	3	91	100	115	132	164	167	173
	y	132	100	113	158	100	85	85	94	100	145	158
(f)	x	30	45	48	71	72	147	164	170	196	225	
	y	19	35	16	58	29	81	154	83	89	103	

利用本文提出的暂态混沌神经网络进行识别,网络参数选为  $a = -2.1$ ;  $b = 5.0$ ;  $c = 5.0$ ;  $h = 0.2$ ;  $k = 0.92$ ;  $\mu(0) = 0.5$ ;  $(0) = 17.3$ ;  $= 0.2$ ;  $= 0.007$ ;  $= 0.9$ .识别结果如图3所示.对图3(b~e)都可得到正确的特征点匹配结果.而对于图(f),由于坦克的大部分车身已被山丘和烟雾所遮挡,不能检测出与模板图像相对应的全部特征点,因此网络给出了一组非法解(模板的多个特征点对应目标图像的同一个特征点),意味着该目标图像不包含模板目标,因此拒识该图像.

由上述结果可见,特征点匹配问题可转化为优化问题后利用本文算法进行求解.由于本文算法在优化计算中具有良好的寻优性能,因此可对包含模板目标的图像给出正确的匹配结果,并识别出该目标,而对于不包含目标的图像拒识,从而完成目标识别任务.

## 6 结论

本文提出了一种激励函数由 Gauss 和 Sigmoid 函数构成的 GS 混沌神经元模型,并基于该模型构造了具有暂态混沌特性的 G-S 混沌神经网络.与现有的暂态混沌神经网络不同,该网络同时通过两种退温机制控制网络的动力学特性,这样退火的初始温度可选择较大的初值,从而既保证了网络初期能够进行充分的混沌搜索,又保证了网络具有较快的收敛速

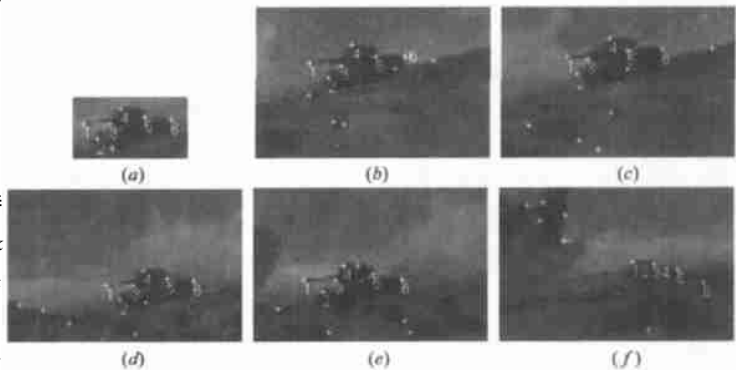


图3 特征点检测与匹配结果

度.该网络可以用于解决函数优化和组合优化等问题,仿真实验表明,与现有的暂态混沌神经网络相比,该网络具有更快的收敛速度的寻优效率.最后利用该网络完成了目标识别中特征点匹配问题的求解.

## 参考文献:

- [1] 谭莹,王保云,何振亚.一种具有暂态混沌和时变增益的神经网络及其在优化计算中的应用[J].电子学报,1998,26(7):123-127.
- [2] 张强,马润年,王超.具有暂态混沌动力学的神经网络及其在函数优化计算中的应用[J].自然科学进展,2003,13(1):104-107.
- [3] 王凌.智能优化算法及其应用[M].北京:清华大学出版社,2001.1-6.
- [4] A Potapov, M K Ali. Robust chaos in neural networks[J]. Physics Letters A, 2000, 277(6):310-322.
- [5] Soumitro Banerjee, James A. Yorke, Celso Grebogi. Robust Chaos[J]. Physical Review Letters. 1998, 80(14):3049-3052.
- [6] Hopfield J J, Tank D W. Neural computation of decision in optimization problem[J]. Biol Cybern, 1985, 52:141-152.
- [7] Nasrabadi N M, Choo C Y. Hopfield network for stereo vision correspondence[J]. IEEE Trans on Neural Network, 1992, 3(1):5-13.

## 作者简介:



修春波 男,1978年12月生于黑龙江肇州县,博士生,从事混沌神经网络等研究工作. E-mail:xiuchunbo@sohu.com.



刘向东 男,1971年10月生于湖北省,现为北京理工大学自动控制系副教授,博士后,从事非线性动力学、非线性控制、分叉混沌理论等研究工作.