

自适应联想记忆细胞神经网络的优化设计

叶波*, 李传东

(重庆大学 计算机学院, 重庆 400044)

(*通信作者电子邮箱 leo16888@163.com)

摘要:针对训练自适应联想记忆细胞神经网络(AM-CNN)过程收敛慢,设计出的网络抗噪性能不高的特点,通过融合蚁群优化算法和粒子群算法的思想,提出以目标网络对噪声模式的输出误差为目标函数,在目标函数的一个阈值分成的两个区间内,分别采取局部搜索和全局搜索策略,训练出AM-CNN的克隆模板的设计方法。数字模拟表明,与以往的设计方法相比,该算法能在细胞神经网络4~6次的迭代过程中稳定输出期望模式,收敛速度更快,设计出的AM-CNN性能比较稳定,并对噪声鲁棒,对高斯噪声 $N(0, 0.8)$ 准确率达到90%左右。

关键词:联想记忆;细胞神经网络;蚁群优化算法;参数模板

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

Optimal design for adaptive associative memory cellular neural networks

YE Bo*, LI Chuan-dong

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In order to speed up the convergence of self-training AM-CNN (Associative Memories Cellular Neural Network) and enhance the performance of achieved AM-CNN, an algorithm for obtaining the space-invariant cloning templates of AM-CNN was proposed, which took the output error of objective CNN as objective function and took local searching and global searching respectively in two intervals separated by a given objective function threshold, coupled with the idea of ant optimization algorithm and Particle Swarm Optimization (PSO). Concluded from the numerical simulation results, the proposed algorithm outputs the objective AM-CNN and converges quickly. Meanwhile, the performance of the achieved AM-CNN is better and more stable compared with previous methods. The achieved AM-CNN is also robust to Gauss noise of $N(0, 0.8)$ with recall rate of about 90%.

Key words: associative memory; Cellular Neural Network (CNN); ant optimization algorithm; parameter template

0 引言

学习和记忆是智能系统中两个最重要的功能。与人的大脑记忆模式相似,联想记忆是基于内容的记忆模式,这种记忆是通过记忆内容被存储的。具有联想记忆功能的细胞神经网络能处理被噪声污染或被破坏的信息输入,而输出期望的信息输出(记忆内容)。

细胞神经网络(Cellular Neural Network, CNN)是由著名的华裔科学家蔡少棠在1988年提出的^[1-2]。细胞神经网络由被称为细胞元(cell)的基本电路单元组成,基本电路单元则由线性与非线性电路元件组成。二维细胞神经网络的基本结构如图1,其中 $C(i, j)$ ($i, j = 1, 2, 3, 4$)被称为一个细胞。

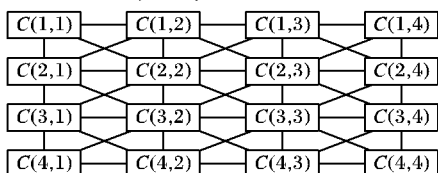


图1 二维细胞神经网络4×4结构

细胞 $C(i, j)$ 的邻域 $N_r(i, j)$ 定义为与 $C(i, j)$ 直接相连的细胞,其中 r 为邻域半径。对一个 $M \times N$ 的细胞神经网络,其邻域定义如下:

$$N_r(i, j) = \{C(k, l) \mid \max\{|k - i|, |l - j|\} \leq r\},$$

$$1 \leq k \leq M; 1 \leq l \leq N\}$$

$r = 1$ 的邻域表示其中心细胞 $C(i, j)$ 与其包含自己的 $3 \times 3 = 9$ 个细胞神经元直接相连(包括自相连), $r = 2$ 时与 $5 \times 5 = 25$ 个细胞神经元直接相连。本文的联想记忆细胞神经网络(Associative Memories Cellular Neural Network, AM-CNN)选取的邻域半径 $r = 1$ 。

$M \times N$ 维细胞神经网络电路的状态方程^[1]为:

$$C \frac{dx_{ij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} x_{ij}(t) + \sum_{C(k, l) \in N_r(i, j)} A(i, j; k, l) y_{kl}(t) + \sum_{C(k, l) \in N_r(i, j)} B(i, j; k, l) u_{kl} + I; 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \quad (1)$$

其标准的输出方程为:

$$y_{ij} = \frac{1}{2}(|x_{ij}(t) + 1| - |x_{ij}(t) - 1|); \quad 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \quad (2)$$

状态方程中,矩阵 A 是连接权矩阵,又称反馈模板或克隆模板;矩阵 B 是细胞的输入矩阵,又称控制模板。邻域半径 $r = 1$ 时反馈矩阵和控制矩阵分别如下:

$$A = \begin{bmatrix} w_{-1,-1} & w_{-1,0} & w_{-1,1} \\ w_{0,-1} & w_{0,0} & w_{0,1} \\ w_{1,-1} & w_{1,0} & w_{1,1} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} u_{-1,-1} & u_{-1,0} & u_{-1,1} \\ u_{0,-1} & u_{0,0} & u_{0,1} \\ u_{1,-1} & u_{1,0} & u_{1,1} \end{bmatrix}$$

收稿日期: 2011-08-08; 修回日期: 2011-09-26。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60974020)。

作者简介: 叶波(1984-),男,四川眉山人,硕士研究生,主要研究方向:细胞神经网络; 李传东(1969-),男,山东济宁人,教授,博士生导师,主要研究方向:神经网络、混沌控制、混杂控制。

自1982年Hopfield提出离散时间的Hopfield神经网络具有联想记忆的能力^[3]后,联想记忆再次受到相关领域的研究者关注。Brucoli等在1995年提出具有学习能力的离散时间细胞神经网络,并给出了联想记忆细胞神经网络设计的迭代算法^[4]。Liu等在1994年设计了一类非对称的联想记忆细胞神经网络^[5]。随后Liu给出了联想记忆细胞神经网络的对称模板和非对称模板设计^[6]。Liu等在1997年提出了联想记忆细胞神经网络的感知器训练算法设计^[7],并在1998年提出了空间不变模板的设计方法^[8]。Brucoli等在1998年的论文中提出了异联想记忆的概念,并建立了相应的细胞神经网络模型^[9]。Zeng分析和设计了联想记忆细胞神经网络的数学新方法^[10-12]。Fornarelli等使用自适应粒子群优化算法设计联想记忆细胞神经网络的参数模板^[13]。

蚁群优化算法是由意大利学者Dorigo等于1991年提出的启发式优化算法^[14-15]。该算法被广泛应用于许多困难的优化问题上,经过大量的实验证明,蚁群优化算法在解决组合优化问题上是比较成功的。

1 联想记忆细胞神经网络模型

细胞神经网络每个细胞元的状态方程和输出方程由式(1)和(2)给出,状态方程中,反馈模板 A ,控制模板 B ,偏移 I 是待定的。邻域半径 $r=1$ 的细胞神经网络由 A, B 的18个元素以及偏移 I 来唯一确定。对于二维 $M \times N$ 的细胞神经网络,本文以列优先的方式将细胞重排,就可以将式(1)和(2)写成矩阵的形式:

$$\frac{dx(t)}{dt} = -x(t) + \bar{A}y(t) + \bar{B}u(t) + I \quad (3)$$

$$y(t) = \text{sat}(x(t)) \quad (4)$$

$$\text{sat}(x_{ij}) = \frac{1}{2}(|x_{ij}(t) + 1| - |x_{ij}(t) - 1|) \quad (5)$$

其中: $x(t) = [x_{11}(t), \dots, x_{1n}(t), x_{21}(t), \dots, x_{2n}(t), \dots, x_{M1}(t), \dots, x_{MN}(t)]^T \in \mathbf{R}^{MN}$, $y(t) \in \mathbf{R}^{MN}$, $I \in \mathbf{R}^{MN}$, $\bar{A} \in \mathbf{R}^{MN \times MN}$, $\bar{B} \in \mathbf{R}^{MN \times MN}$, \bar{A}, \bar{B} 由矩阵 A, B 的元素对应构成。

从而,由细胞神经网络的特性可知,给定一个模式输入 $u(t)$,细胞神经网络就能在平衡点处输出一个模式 $y(t)$ 。另外一种联想记忆方式是,输入 $u(t)=0$,给网络 n 个初始状态 $x^i(t)$,网络能在平衡点处由 n 个初始状态得到 n 个输出 $y^i(t)$ 。本文提出的蚁群优化算法设计的联想记忆细胞神经网络采用第二种方式,因此状态方程(3)中 B 为零矩阵,而且每个细胞的偏移取相同值 c ,因此式(3)改写为:

$$\frac{dx(t)}{dt} = -x(t) + \bar{A}y(t) + I \quad (6)$$

从而联想记忆细胞神经网络由反馈模板 A 的9个连接权元素和一个偏移项 c 确定。

引理 假设向量 $\alpha \in \mathbf{B}^n$,如果 $\beta = \bar{A}\alpha + I \in C(\alpha)$,那么 β 就是细胞神经网络的一个渐近稳定点^[5]。其中 $\mathbf{B}^n = \{x \in \mathbf{R}^n | x_i \in \{-1, 1\}, i=1, 2, \dots, n\}$, $C(\alpha) = \{x \in \mathbf{R}^n | x_i \alpha_i > 1, i=1, 2, \dots, n\}$ 。

因此,联想记忆细胞神经网络的设计目标是:给定 n 个初始状态 $x^i(0)$,搜索反馈模板 A 和偏移 c 使得对应 n 个初始状态有 n 个渐近稳定点,即对应 n 个稳定状态 $x_i(t)$ 和输出 $y_i(t)$, t 为稳定时刻。由引理可知,稳定状态 $x_i(t)$ 和输出 $y_i(t)$ 应满足:

$$x^i(t) = \bar{A}y(t) + I \quad (7)$$

由于细胞神经网络的稳定输出为二值 -1 或 1 ,所以联想记忆细胞神经网络能存储二值信息模式,即

$$|y_j^i| = 1, |x_j^i| = 1 \quad (8)$$

称细胞状态为 $|x_j(t)| > 1$ 的细胞处于饱和域, $|x_j(t)| < 1$ 的细胞处于非饱和域。细胞神经网络的稳定性与反馈模板 A 的中心元素 w_{00} 有密切关系,即要求反馈模板 A 的中心元素 $w_{00} \geq 1^{[1-2]}$, $w_{00} \geq 1$ 平衡点的吸引域较大,但是 w_{00} 过大会导致细胞神经网络的伪平衡点增多,所以 w_{00} 不能过大;另外 w_{00} 越小,网络对噪声鲁棒性会增强,所以 w_{00} 的取值应该在网络的平衡性和鲁棒性之间做出权衡。本文设计的是具有存储二值图像模式功能的联想记忆细胞神经网络。

2 蚁群优化算法原理

蚁群优化算法是根据蚂蚁的觅食行为提出的一种启发式智能优化算法。蚂蚁在觅食过程中会在其经过的路径上释放出一种被称为“信息素”的化学分泌物,蚂蚁可以根据路径上的信息素量决定选择经过的路径,最后最优路径上的蚂蚁增多,从而整个觅食过程收敛到只有一条最优路径直达目的地。

假设蚂蚁群共有 m 只蚂蚁,蚂蚁选择路径 i 的概率为:

$$p_i = \tau_i / \sum_{i=1}^n \tau_i; i=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

其中: τ_i 为路径 i 上的信息素, n 为总的路径数。信息素蒸发可按下式(10)进行:

$$\tau_i(t_{\text{next}}) = (1 - \rho)\tau_i(t_{\text{now}}); \rho \in (0, 1] \quad (10)$$

ρ 称为蒸发速率。蚂蚁根据各条路径上的信息素量决定其转移方向。蚂蚁在时刻 t 从元素 i 转移到元素 j 的转移概率为:

$$p_{ij}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \times [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in S} [\tau_{is}(t)]^\alpha \times [\eta_{is}(t)]^\beta}$$

其中: $\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}$ 称为启发函数, d_{ij} 为元素 i 与元素 j 的距离; S 为可行解空间; α 为信息启发式因子, β 为期望启发式因子, α 和 β 决定了信息素和启发式信息之间的关系。每只蚂蚁走完一步或者完成一次循环后,要对信息量进行更新。下一时刻信息量为:

$$\tau_i(t+1) = (1 - \rho) \times \tau_i(t) + \text{obj}(n_i(t)) \quad (11)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t_{\text{now}}) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t_{\text{now}}) \quad (12)$$

$\Delta\tau_{ij}^k(t_{\text{now}})$ 为第 k 只蚂蚁在本次经过路径过程中释放出的信息素量。这样,最佳路径上的信息素量增多,其他路径上的信息素量减少,最后整个蚁群找到最佳路径,即收敛到最优解。

联想记忆细胞神经网络的设计就是需要确定反馈模板 A 和偏移 c ,向量表示为:

$$w = (w_{-1,-1}, w_{-1,0}, w_{-1,1}, w_{0,-1}, w_{0,0}, w_{0,1}, w_{1,-1}, w_{1,0}, w_{1,1}, c)$$

设蚁群共有 m 只蚂蚁,每只蚂蚁的位置代表一个可行解 $w_i(i=1, 2, \dots, m)$ 。可行解 w_i 的信息素为 τ_i ,本文选取可行解 w_i 的目标函数值为 τ_i 。本文训练过程中选择的目标函数如下:

$$\text{obj}(w_i) = \sum_{k=1}^n |y_i^k - y^k|; i=1, 2, \dots, m \quad (13)$$

$$\tau_i = \text{obj}(w_i); i=1, 2, \dots, m$$

式(13)中的 y_i, y 分别为输入模式的实际输出和期望输

出, $\|\cdot\|$ 为范数, 即对 n 维向量 \mathbf{x} 有 $\|\mathbf{x}\| = \sum_{i=1}^n |x_i|$ 。为了研究细胞神经网络的噪声鲁棒性, 本文定义了另一个评价指标: 给网络 n 个被噪声污染的初始状态, 其能输出期望模式的正确率 R 。用式(14)来计算:

$$R = n_{\text{correct}}/n_{\text{total}} \times 100\% \quad (14)$$

本文所加的噪声是椒盐噪声, 并且对不同的噪声程度, 分别给出了网络的正确率 R 。本文数字模拟选择的状态转移概率定义为:

$$p_i(t) = \frac{\tau_i(t-1)}{\max(\tau_i(t-1))} \quad (15)$$

信息素采取式(11)的更新方法。

为了使算法更快收敛, 根据不同的状态转移概率采取不同的搜索策略, 并引入了粒子群优化思想(Particle Swarm Optimization, PSO)^[16], 局部搜索时, 对蚂蚁的位置用一定的速率进行更新, 即粒子群优化算法中的粒子更新方法:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = w \times \mathbf{v}_i(t) + c_1 \times r_1 \times [\mathbf{p}_{bi}(t) - \mathbf{p}_i(t)] + c_2 \times r_2 \times [\mathbf{p}_{best} - \mathbf{p}_i(t)] \quad (16)$$

$$\mathbf{p}_i(t+1) = \mathbf{p}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (17)$$

其中: $\mathbf{v}_i(t)$ 为粒子 i 在 t 时刻的移动速率, $\mathbf{p}_i(t)$ 为粒子 i 在 t 时刻的位置, $\mathbf{p}_{bi}(t)$ 为到 t 时刻时粒子 i 在整个搜索过程中经过的最佳位置, \mathbf{p}_{best} 为所有粒子经历过的最佳位置, w 为 0 到 1 之间的实常数, c_1, c_2 为实常数, r_1, r_2 是两随机数。全局搜索时, 让蚂蚁重新在整个搜索空间中搜索, 而不局限于局部空间, 从而可以避免该算法陷入局部极值的情况。

3 联想记忆细胞神经网络设计

联想记忆细胞神经网络的设计就是要搜索满足条件的网络的参数模板 \mathbf{A} 和偏移项 c 。由 N 只蚂蚁组成的蚁群的每个蚂蚁位置为 $\mathbf{n}_i = [n_{i1}, n_{i2}, \dots, n_{iD}] \in \mathbf{R}^D (i = 1, 2, \dots, N, D = 10)$ 。将每个蚂蚁的位置 \mathbf{n}_i 作为细胞神经网络的一个参数模板, 对该参数模板, 如果网络能稳定, 则该解就是一个可行解; 然后再在所有的可行解中搜索出能使目标函数取得最值的相对最优解。

对于模板的中心元素 w_{00} , 初始化为 1, 然后随着搜索过程逐渐增加, 增加值为 σ , 但 w_{00} 又不能过大, 过大会导致准确率下降, 故将 σ 限定在小于 2.0 的范围内, n_{upper} 和 n_{lower} 分别为搜索空间的上限和下限。设 ε 为目标函数的方差, 对于单个模式的训练, 可以选择 $\varepsilon = 0$, 也就是要使训练的模板能完全匹配目标模式。 φ 代表信息素挥发率, 对于搜索过程中的局部搜索和全局搜索, 需要一个临界值, 设为 ρ , 若状态转移概率小于 ρ 则采取局部搜索, 否则采取全局搜索。局部搜索采用式(17)方式更新位置, 全局搜索则在整个搜索空间内随机产生。搜索过程中信息素更新方式如下:

$$\tau_i(t+1) = (1 - \varphi) \times \tau_i(t) + \varphi \times obj(\mathbf{n}_i(t)) \quad (18)$$

$\tau_i(t)$ 为第 i 个位置在 t 时刻的信息素, φ 为挥发率, $obj(\mathbf{n}_i(t))$ 为第 i 只蚂蚁在经历过的位置的最佳目标函数值。基于上述原理, 可将细胞神经网络的训练过程概括如下:

1) 初始化 $\sigma = 0, \varepsilon = 0, it_{\text{max}} = 100, \varphi = 0.8, \rho = 0.6$ 。

2) 在搜索空间 $[n_{\text{lower}}, n_{\text{upper}}]$ 内随机初始化 N 只蚂蚁的初始位置 $\mathbf{n}_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 并将每个位置 \mathbf{n}_i 的元素 n_{i5} 置为 $1 + \sigma, n_{i5}$ 为每个位置 \mathbf{n}_i 对应的模板 \mathbf{A} 的中心元素 w_{00} 。

3) 对应 N 只蚂蚁的位置 \mathbf{n}_i 分别产生 N 个模板 \mathbf{A} 和 c , 这

N 个模板 \mathbf{A} 和 c 也就是 N 个细胞神经网络。

4) 将训练存储的模式对 (x, y) 提交给由步骤 3) 产生的 N 种网络, 并计算每个位置 \mathbf{n}_i 对应的目标函数值 $obj(\mathbf{n}_i)$, 模式对 (x, y) 中 x 代表给定网络的初始状态即 $x(0) = x$, 每个细胞神经网络由初始状态 $x(0)$ 收敛到一个稳定输出 y' , x 是对目标模式 y 加入高斯噪声后形成的, 其中目标函数为:

$obj(\mathbf{n}_i) = \sum_{i=1}^D (y_i - y'_i)^2$ 。 \mathbf{n}_{best} 表示整个搜索过程中第 i 只蚂蚁的最佳位置, \mathbf{n}_{best} 为整个搜索过程中所有蚂蚁中能使目标函数取得最值的最佳位置, 对每只蚂蚁, 如果 $obj(\mathbf{n}_i) < obj(\mathbf{n}_{bi})$, 则将 \mathbf{n}_i 赋值给 \mathbf{n}_{bi} ; 然后判断 $obj(\mathbf{n}_{bi}) < obj(\mathbf{n}_{best})$ 是否成立, 是则将 \mathbf{n}_{bi} 赋值给 \mathbf{n}_{best} 。

5) 对每只蚂蚁根据式(15)分别计算状态转移概率 p_i , 如果 $p_i < \rho$ 则采取局部搜索策略; 否则采取全局搜索策略。位置更新过后, 对位置向量中超出搜索整个空间范围的元素, 将其截取为搜索空间的最近边界值。

6) 按照式(18)更新每只蚂蚁的信息素。

7) 每一次迭代过后, 比较 $obj(\mathbf{n}_{best})$ 与 ε , 如果 $\varepsilon < obj(\mathbf{n}_{best})$ 且 $it \leq it_{\text{max}}$, 转向第 3) 步继续搜索, 否则转 8)。

8) 如果 $\varepsilon < obj(\mathbf{n}_{best})$ 且 $it > it_{\text{max}}$, 设 $\sigma = \sigma + 2.0 \times 0.2$, 如果 $\sigma < 2.0$, 置 $it = 0$, 转第 2) 步继续搜索, 否则退出搜索, 没有搜索到满足条件的最优解; 如果 $\varepsilon \geq obj(\mathbf{n}_{best})$ 则转 9)。

9) 由前面搜索得到的最优位置 \mathbf{n}_{best} 产生细胞神经网络的参数模板 \mathbf{A} 和偏移 c 。

上述算法中, 迭代次数取为 100, 参数模板的中心元素 w_{00} 初始时取为 1, 如果迭代次数超过 100 时还没有得到满足目标函数值的解, 即更新中心元素 w_{00} 使其每次以 20% 的速度递增, 中心元素增大也会使训练出的模板的准确率下降, 因此 w_{00} 不能过大。搜索空间的选择也影响搜索算法的收敛, 因此这个搜索空间也不宜过大, 否则算法收敛很慢。

4 数字模拟

数字模拟实验中, 搜索过程中每只蚂蚁采用了不同的搜索策略, 当位置 \mathbf{n}_i 对应的目标函数值对应的状态转移概率小于 ρ 时, 下一步就对该位置采用局部搜索, 否则在整个搜索空间搜索, 本实验 ρ 取值为 0.6。 ρ 的取值对搜索算法的收敛时间和算法的结果也有影响。信息素挥发率 φ 取 0.8。模板 \mathbf{A} 的中心元素 w_{00} 也影响算法结果, 从以往的 CNN 的稳定性研究中可知, 初始时, 将 w_{00} 置为 1 比较好。蚁群中的蚂蚁数 N 取为 30, 迭代次数 $it_{\text{max}} = 100$ 。局部搜索时, w 取为标准的 0.7, $c_1 = c_2 = 2.0$ 。模式如图 2 所示, 目标模式为 5 行 3 列的二值图像。

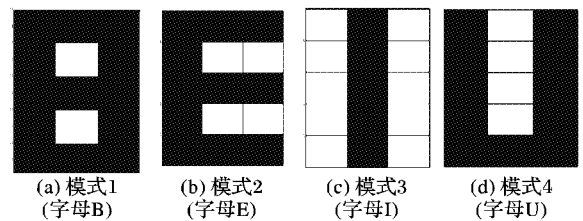


图2 实验所用的目标模式(5×3)

对算法搜索出的细胞神经网络通过开测试进行评价, 将搜索出的网络应用于 400 例被噪声污染过的模式, 比较其是否能与目标模式匹配, 利用前面提到的 R 来评价; 同时还对不同的噪声和噪声污染程度的性能进行了比较, 比如高斯噪声

$N(0,0.8)$, $N(0,0.6)$ 等。

算法搜索过程中目标函数值的变化如图3,从图中可以看出,算法经过几次迭代过后便进入细胞神经网络平衡点的吸引域,即算法搜索到的细胞神经网络能稳定输出目标模式,从而误差函数值即目标函数的值为0,对应的CNN的参数模板A的中心元素为1。

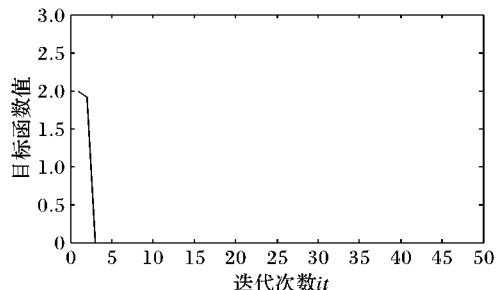


图3 每一次搜索过程中的目标函数值 $obj(n_{best})$

表1给出了算法搜索到的联想记忆细胞神经网络对高斯噪声的鲁棒性能,并且给出了细胞神经网络的参数模板A的中心元素 w_{00} 取不同值时得到的网络对噪声的鲁棒性。从表中数据可以看出,当中心元素为1时准确率更高,中心元素取值越大,产生的伪平衡点越多从而产生的CNN的性能下降,这与细胞神经网络的稳定性与中心元素的取值有关相符合。

表1 算法输出的细胞神经网络对噪声的性能

噪声类型	R/%		
	$w_{00} = 1$	$w_{00} = 2$	$w_{00} = 3$
$N(0,0.6)$	94	94	94
$N(0,0.7)$	92	91	87
$N(0,0.8)$	91	88	89

图4是细胞神经网络对噪声污染的初始模式的处理过程,细胞神经网络能从被污染或破坏的模式信息中收敛稳定到平衡点并输出期望模式,图4代表了典型的细胞神经网络的稳定过程。在 $t=0$ 即CNN的初始状态,是对图2的模式1 (5×3 , 字母“B”)的灰度图像加入 $N(0,0.8)$ 的高斯噪声后将每个像素点的灰度值从 $(0,255)$ 规约到 $(-1,1)$ 区间而得到的, -1 代表黑色, $+1$ 代表白色,灰色点代表值在 $(-1,1)$ 之间。CNN从 $t=0$ 时刻根据状态方程(3)开始演化,经过 $t=0.5, 1.0, \dots$, CNN的状态不断变化并趋于稳定,到 $t=3.5$ 及以后的时刻CNN的状态不再变化,由CNN的输出方程(4)和(5)得出 $t=3.5$ 所示的模式。此时CNN的15个细胞有两个的状态 $x(t=3.5) > 1$, 另外13个细胞状态 $x(t=3.5) < -1$, 从图5的CNN状态演化过程中也得到了验证。

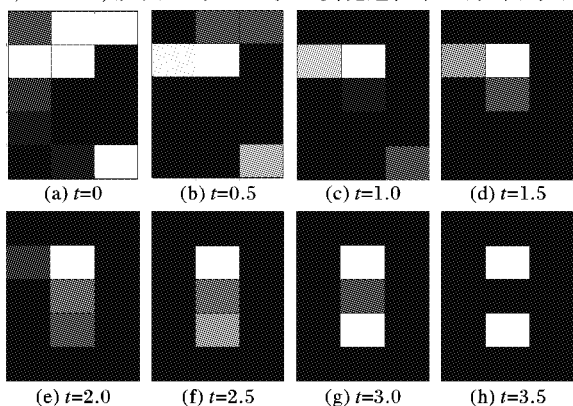


图4 细胞神经网络对加高斯噪声 $N(0,0.8)$ 的图2中模式1的演化过程

图5是参数模板 w_1 对应的细胞神经网络对图2模式1的各细胞状态演化过程。为了便于区分,图5只画出了前8个细胞的状态变化。从图5中可以看出,本算法得出的CNN经过一段时间后便趋于稳定,即细胞神经网络达到稳定平衡点;从图中还可以看出,搜索出的目标CNN在 $t=3.5$ 时刻,15个细胞的状态不再变化,并稳定在期望CNN输出的2个白色像素点 ($x(t) > 1$) 和13个黑色像素点 ($x(t) < -1$), t 为稳定时刻。

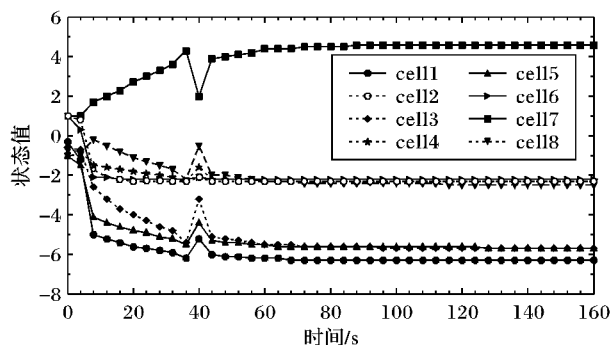


图5 w_1 和 c_1 对应的细胞神经网络对图2中模式1的8个细胞的状态 x 演化过程

与以往的数学分析方法设计AM-CNN相比,本文提出的设计算法更简单,实现更方便。文献[13]中设计的联想记忆细胞神经网络对 $N(0,0.7)$ 的 R 在75%左右,而本文提出的混合优化算法设计的联想记忆细胞神经网络对 $N(0,0.7)$ 的 R 在90%左右,性能更好,抗噪能力更强。以下是实验得出的几组参数模板A和偏移项 c 。

$$w_1 = \begin{bmatrix} -1.9664 & -0.8617 & -3.6868 \\ 0.9011 & 1.0000 & -2.1390 \\ 1.2901 & -0.5331 & -1.9246 \end{bmatrix}$$

$$c_1 = -6.4381$$

$$w_2 = \begin{bmatrix} 0.1031 & -1.0237 & -4.6890 \\ 3.7230 & 2.0000 & -4.5523 \\ -0.2473 & -0.6700 & -3.8615 \end{bmatrix}$$

$$c_2 = -8.0977$$

$$w_3 = \begin{bmatrix} 1.6346 & -3.1653 & 0.6717 \\ 4.4108 & 1.0000 & 1.2538 \\ 2.4805 & -1.9403 & -8.3747 \end{bmatrix}$$

$$c_3 = -9.9827$$

5 结语

本文提出了联想记忆细胞神经网络的蚁群优化算法设计,从数字模拟实验结果得出,该算法有效地设计出细胞神经网络,并达到了目标期望。通过蚁群优化算法搜索细胞神经网络的模板参数,得出的细胞神经网络达到了目标性能,并对噪声具有一定鲁棒性,能从不同程度污染的模式中联想记忆恢复出目标模式,这足以体现该算法设计的联想记忆细胞神经网络的性能。在以后的研究中,期望能改进算法以使算法能更快、更准确地搜索出联想存储更大规模、更复杂模式的细胞神经网络,并将这种细胞神经网络应用于实践中。

参考文献:

- [1] CHUA L O, YANG L. Cellular neural networks: Theory[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1257-1272.

- [2] CHUA L O, YANG L. Cellular neural networks: application[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1273 - 1290.
- [3] HOPFIELD J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [M]// Neurocomputing: Foundations of Research. Cambridge: MIT Press, 1988: 457 - 464.
- [4] BRUCOLI M, CARNIMEO L, GRASSI G. Discrete-time cellular neural networks for associative memories with learning and forgetting capabilities [J]. IEEE Transactions on Circuits System I: Fundamental Theory and Application, 1997, 44(7): 646 - 650.
- [5] LIU DERONG, MICHEL A N. Sparsely interconnected neural networks for associative memories with applications to cellular neural networks [J]. IEEE Transactions on Circuits System II: Analog Digit Signal Processing, 1994, 41(4): 295 - 307.
- [6] LIU DERONG. Cloning template design of cellular neural networks for associative memories [J]. IEEE Transactions on Circuits System I: Fundamental Theory and Application, 1997, 44(7): 646 - 650.
- [7] LIU DERONG, LU ZANJUN. A new synthesis approach for feed-back neural networks based on the perceptron training algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(6): 1468 - 1482.
- [8] LU ZANJUN, LIU DERONG. A new synthesis procedure for a class of cellular neural networks with space-invariant cloning template [J]. IEEE Transactions on Circuits System II: Analog Digital Signal Processing, 1998, 45(12): 1601 - 1605.
- [9] BRUCOLI M, CARNIMEO L, GRASSI G. Heteroassociative memories via cellular neural networks [J]. International Journal of Circuit Theory and Application, 1998, 26(3): 231 - 241.
- [10] ZENG ZHIGANG, WANG JUN. Analysis and design of associative memories based on recurrent neural networks with linear saturation activation functions and time-varying delays [J]. Neural Computation, 2007, 19(8): 2149 - 2182.
- [11] ZENG ZHIGANG, WANG JUN. Design and analysis of high-capacity associative memories based on a class of discrete-time recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2008, 38(6): 1525 - 1536.
- [12] ZENG ZHIGANG, WANG JUN, LIAO XIAOXIN. Stability analysis of delayed cellular neural networks described using cloning templates [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2004, 51(11): 2313 - 2324.
- [13] GIROLAMO F, ANTONIO G. Adaptive particle swarm optimization for CNN associative memories design [J]. Neurocomputing, 2009, 72(16/17/18): 3851 - 3862.
- [14] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V. An investigation of some properties of an "Ant algorithm" [C]// PPSN 92: Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature Conference. Brussels: Elsevier Publishing, 1992: 509 - 520.
- [15] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 1996, 26(1): 29 - 41.
- [16] CHEN C-Y, YE F. Particle swarm optimization algorithm and its application to clustering analysis [C]// IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control. Piscataway: IEEE, 2004, 2: 789 - 794.

(上接第394页)

通过实验结果分析可以看出,对于 Web 突发事件新闻分类来说,准确率、召回率、 F_1 值都较高,这是因为突发事件新闻比较特殊并且测试语料的类别特征相当明显。总体来看,本文所提出的基于规则与统计相结合的两层分类方法的准确率、召回率和 F_1 值都明显提高,由于前一级基于规则分类方法的使用,使得分类的整体性能和分类效率都远远高于传统的基于统计的方法。因此,本文提出的方法对于 Web 突发事件新闻文本自动分类具有较好的性能。

5 结语

本文分别介绍并分析了基于统计和基于规则的自动文本分类方法的优势和不足,然后在充分分析了 Web 突发事件新闻文本特点的基础上,结合规则与统计各自的优点,提出了一种基于规则和统计相结合的 Web 突发事件新闻两层自动文本分类方法。设计并实现了该分类系统,经实验证明,系统性能良好。

参考文献:

- [1] 张永奎, 李红娟. 基于类别关键词的突发事件新闻文本分类方法[J]. 计算机应用, 2008, 28(6): 139 - 143.
- [2] 谷文. 基于概念树的 Web 信息抽取技术研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2010.
- [3] 马晖男. 信息检索中浅层语义模型的研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2007.
- [4] 陈炯. Web 突发事件新闻个性化推荐方法的研究[D]. 太原: 山西大学, 2005.
- [5] 高峰. 基于兴趣分类的用户行为分析系统的研究[D]. 济南: 山东大学, 2010.
- [6] MARKOV A, LAST M, KANDEL A. The hybrid representation model for Web document classification[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2008, 23(6): 654 - 679.
- [7] 李渝勤, 孙丽华. 基于规则的自动分类在文本分类中的应用[J]. 中文信息学报, 2004, 18(4): 9 - 14.
- [8] 沈志斌, 白清源. 基于加权修正的 KNN 文本分类算法 [C]// 第二十五届中国数据库学术会议论文集. 重庆: 计算机科学, 2008: 123 - 126.
- [9] 王维娜, 康耀红, 伍小芹. 文本分类中特征选择方法研究[J]. 信息技术, 2008(12): 29 - 31.
- [10] 徐燕, 李锦涛, 王斌, 等. 文本分类中特征选择的约束研究[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(4): 596 - 602.
- [11] 刘红梅. 基于关联规则的分类方法初探[J]. 电脑知识与技术, 2009, 5(3): 535 - 536.
- [12] 李蕾, 王劲林, 白鹤, 等. 基于 FFT 的网页正文提取算法研究与实现[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(30): 148 - 151.
- [13] de BOER V, van SOMEREN M, WIELINGA B J. A redundancy-based method for the extraction of relation instances from the Web [J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2007, 65(9): 816 - 831.
- [14] PENG XIAOGANG, MING ZHONG, WANG HAITAO. Text learning and hierarchical feature selection in Web page classification[C]// ADMA '08: Proceedings of the 4th International Conference on Advanced Data Mining and Applications. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 452 - 459.
- [15] 杨丽英, 李红娟, 张永奎. 突发事件新闻语料分类体系研究 [C]// 中文信息处理前沿进展. 北京: 清华大学出版社, 2006: 403 - 409.