

文章编号: 1000-6893(2001)06-0556-03

自组织模糊 CMAC 神经网络及其非线性系统辨识

王 源, 胡寿松, 齐俊伟

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

SELF-ORGANIZING FUZZY CMAC NEURAL NETWORK AND ITS NONLINEAR SYSTEM IDENTIFICATION

WANG Yuan, HU Shou-song, QI Jun-wei

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

摘 要: 针对 CMAC 的特点, 提出了联想度的概念, 并由此设计了一种自组织模糊 CMAC 神经网络(SOFCMAC)及其学习算法, 证明了 SOFCMAC 能以任意精度对非线性特性一致逼近。该网络具有学习速度快, 逼近精度高及局部泛化能力等特点。歼击机系统特征模型辨识仿真验证表明了该方法的有效性。

关键词: CMAC; 模糊神经网络; 系统辨识

中图分类号: TP13 **文献标识码:** A

Abstract: A concept of association degree is proposed and further a self-organizing fuzzy CMAC neural network and its learning algorithm are presented based on CMAC. And it is proved that the approximations provided by the SOFCMAC can be made arbitrarily accurate. The proposed network capable of local generalization is characterized by fast learning, accurate approximation, etc. In this paper, the network is used in fighter identification and satisfactory result is obtained.

Key words: CMAC; fuzzy neural networks; system identification

自从 1975 年 Albus 提出一种模拟人的小脑学习结构的小脑模型关节控制器(CMAC)以来, CMAC 以其学习速度快及具有局部泛化特性等特点被成功地应用于许多领域, 特别是控制领域^[1]。CMAC 引起了国内外学者的广泛关注, 出现了一些 CMAC 改进方案。文献[2]通过将 B 样条感受域函数引入 CMAC, 提出了一种高阶 CMAC 网络, 能够用于逼近函数及其导数。文献[3]给出改进的权值寻找策略及感受域函数的改进方法。

CMAC 及其改进方案通常都面临随着输入空间维数增加, 计算及实现复杂剧增的问题。本文提出了联想度的概念, 并由此设计一种自组织模糊 CMAC (SOFCMAC) 神经网络, 能够处理高维输入问题, 同时省去了 CMAC 的离散、量化、编码、hash 映射等一系列复杂运算。通过使用修改后的 Kohonen 自组织学习算法, 使得 SOFCMAC 具有结构和参数自适应性, 学习速度快, 逼近精度高及局部泛化能力的特点。

1 SOFCMAC 的结构及学习算法

CMAC 可用来逼近函数 $y = f(x)$, 其中 $x \in X \subset R^n, y \in Y \subset R^m$, 并由映射 $X \rightarrow A \rightarrow Y$ 实现, A 为 N 维联想单元空间, $a \in A \subset R^N$ 为二进制联想向量。CMAC 类似三层前向网络, 其联想单元相当于隐层单元。映射 $X \rightarrow A$ 使输入 x 激活 $N_L (N_L < N)$ 个联想单元; 映射 $A \rightarrow Y$ 完成联想单元的权值求和, 即 $y_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} a_j(x), i = 1, \dots, m$, 若 $a_j(x)$ 激活, 则其值为 1, 否则为 0。所以只有 N_L 个联想单元对输出有影响。相近的输入激活的联想单元有重叠, 产生相近的输出。不相近的输入将产生不相近的输出, 这就是 CMAC 的局部泛化特性。映射 $X \rightarrow A$ 通常要进行离散、量化、编码、hash 映射等一系列运算, 随着输入空间维数的增加, CMAC 的运算复杂性将剧增。

定义 1 CMAC 中某个输入 x 激活的 N_L 个联想单元可以看作中心为 $R, i = 1, \dots, N_L$, 宽度为 D 的一个邻域 $U, i = 1, \dots, N_L$, 称 U 为联想域。

联想域 U 相互有交叠, 使 SOFCMAC 具有局部泛化能力。适当选择中心 R_i , 可使 $a(x) = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$ 中只有 C_L 个 1, 即若 $x \in U$, 则 $a_i(R, x) = 1$, 否则 $a_i(R, x) = 0$ 。显然 $a(x)$ 为二进制联想向

收稿日期: 2000-10-08; 修订日期: 2001-02-25

基金项目: 国家自然科学基金(69974021)、航空科学重点基金(98Z51002)、博士点基金(2000028704)资助项目

文章网址: <http://www.hkxb.net.cn/hkxb/2001/06/0556/>

量。

定义2 设输入 $x = [x_1, \dots, x_n]^T$, 联想域 U_i $i = 1, \dots, N$ 的中心为 R_i , 联想域 U 的半径为 D 则联想度

$$a_{fi} = \begin{cases} \exp\left[-\frac{\|R_i - x\|^2}{2(D/3)^2}\right], & \text{if } \|R_i - x\| \leq D \\ 0 & \text{其他情况下} \end{cases} \quad (1)$$

基于联想度的概念, 可获得模糊化的联想向量 $a^f(x) = (a_{f1}, \dots, a_{fN})^T$, 进而得到 SOFCMAC 输出

$$y_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} a_{fj}(x) \quad i = 1, \dots, m \quad (2)$$

显然, 若 $a_{fi} > 0$, 令 $a_i = 1$, 其它情况令 $a_i = 0$, 则 $a^f(x)$ 退化为二进制向量 $a(x)$, 使得 CMAC 成为 SOFCMAC 的特殊情况, 同时由于引入联想度的概念, 也省去了 CMAC 的离散、量化、编码、hash 映射等一系列复杂运算。

算法1 联想域个数 N 和联想域 U_i $i = 1, \dots, N$ 的中心 R_i 的学习采用自组织算法进行, 即采用联想度来决定竞争获胜者, 以及对每个联想域 U 用不同的学习率, 完成输入空间的自组织分割。权值 w 采用最速下降法学习^[4], 在学习过程中引入可变调整因子 B 。 $N, R_i (i = 1, \dots, N)$ 的自组织学习算法步骤如下, 其中 N_1 表示学习第 1 个样本点 x_1 时的联想域个数, a_0 为联想度竞争阈值, $n_{i,1}$ 表示学习第 1 个样本点 x_1 时, 按联想度竞争获胜的第 J 个联想域中心 $R_{J,1}$ 的调整因子, B 为权值调整因子, D 为联想域 U 的半径, h 为学习次数, l_T 为样本点总数。

(1) 初始化

$N_0 = 1, a_0 (0 \leq a_0 < 1), D > 0, R_{i,0}, i = 1 \dots N_0$ ($R_{i,0} \in X$), $n_{i,0} = 1, i = 1 \dots N_0$; w_0 为随机值, $w_0 \in R^{m \times 1}, l = 1, h = 1; B(h) (0 < B(h) < 1), l_T$

(2) 按式(1)计算 $a^f(x_1)$, 其中

$$a^f(x_1) = (a_{f1}, a_{f2}, \dots, a_{fN_1})^T$$

(3) 取 $a_j = \max_{j=1, \dots, N_1} a_{fj}$

(4) 若 $a_j \geq a_0$, 则取

$$n_{j,1} = n_{j,1} + 1; N_1 = N_{1-1};$$

$$R_{j,1} = R_{j,1} + \frac{1}{n_{j,1}} [x_1 - R_{j,1-1}]$$

否则, 建立新单元

$$N_1 = N_{1-1} + 1; n_{N_1,1} = 1;$$

$$R_{N_1,1} = x_1; a_{N_1,1} = 1$$

$$(5) y_{i,l} = \sum_{j=1}^{N_1} w_{ij,l} a_{fj}(x)$$

(6)

$$\Delta w_{ij} = B(h) [(y_{i,l-1} - y_{i,l}) a_{fj}] \sqrt{\left[\sum_{j=1}^{N_1} a_{fj} \right]} \quad (3)$$

$$(7) w_{ij,l+1} = w_{ij,l} + \Delta w_{ij}$$

(8) 若 $l < l_T$, 则 $l = l + 1$ 转(2); 若 $l = l_T$, 则检查

$$e(h) = (\|y_d - y\|)^2 / l_T < E$$

其中: y_d 表示期望输出(样本点), y 表示 SOFCMAC 输出。若不等式成立, 则学习结束; 否则, 若 $h < 2$, 则 $B(h+1) = B(h)$, 若 $h \geq 2$, 则

$$B(h+1) = \begin{cases} 1.05B(h), & e(h) < e(h-1) \\ 0.7B(h), & e(h) > 1.04e(h-1) \\ B(h), & \text{其他情况} \end{cases}$$

$R_{i,0} = R_{i,l_T}, i = 1 \dots N_{l_T}, n_{i,0} = n_{i,l_T}, i = 1 \dots N_{l_T}, w_0 = w, w \in R^{m \times N_{l_T}}, l = 1, h = h + 1$, 转(2)。

显然, 若 a^f 为二进制向量, 则 Albus 的 CMAC 学习算法为式(3)的特殊情况。

2 非线性系统辨识

定理1 设

$$\# = \{f: X \subset R^n \rightarrow R^m, f \in C^1, \|f\| \leq L, L > 0\}$$

为 X 上的连续可微函数集合, 则式(2)所定义的估计函数 $\hat{f}(x)$ 可一致逼近任意 C^1 类连续函数 $f(x)$, 即给定任一 $\#$ 和 $\forall \epsilon > 0$, 可选择联想单元半径 D 使得

$$\|f(x) - \hat{f}(x)\| \leq N \epsilon \quad \forall f \in \# \quad (4)$$

其中: $D = (N \max_{L+1} L) \setminus (m C_L L)$; C_L 为联想度非零的联想域个数; $a_{L+1} \in (0, 1)$ 。

证明 略。

考虑如下多输入多输出非线性动态系统

$$\begin{aligned} y(k) &= f(y(k-1), \dots, y(k-n_y), \\ &u(k-1), \dots, u(k-n_u)) \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $y(k)$ 和 $u(k)$ 分别为系统的输出、输入向量; n_y 和 n_u 分别为相应的输出和输入延迟; $f(\cdot)$ 为非线性向量函数。记输入向量

$$x(k) = [y^T(k), \dots, y^T(k-n_y), u^T(k), \dots, u^T(k-n_u)]^T$$

则式(5)为 $y(k) = f(x(k))$ 可由 SOFCMAC 一致逼近。

3 歼击机系统特征模型辨识

在故障检测与诊断中,残差的产生通常需要建立系统的特征模型。

设某型歼击机歼击机运动方程为

$$\dot{x}(t) = F(x(t)) + G(x(t))u(t)$$

飞机一旦发生结构故障时,纵侧向就会相互影响,且飞行状态变化剧烈。为了实现故障分类,要求通过一些特征变量来描述飞机的故障特征,考虑到在飞机的各输出量中,滚转角速度、俯仰角速度、偏航角速度属于快模态,变化较快,故选择这3个量为特征向量。

现要求根据飞机的特征输入输出数据来获得飞机的神经网络模型。

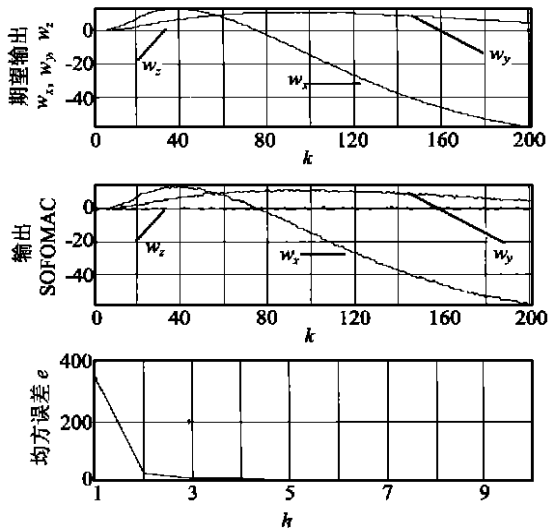


图1 歼击机 SOFCMAC 辨识曲线及辨识均方误差曲线

Fig. 1 Characteristic outputs of the fighter and SOFCMAC, and mean square error of approximation

设歼击机处于高度为 5km, $Ma = 0.6$ 条件下,以飞机的特征输入输出数据作为训练样本,即 $\{[y^T(k-1), u^T(k)]^T, y^T(k), k = 1, 2, \dots, 200\}$ 为样本训练 SOFCMAC。其中输入 u 为平尾指令 D 、副翼指令 D 和方向舵指令 D , 输出 y 为滚转角速度 w_x , 俯仰角速度 w_z 、偏航角速度 w_y 。采用算法 1 经过 10 次训练,得飞机实际输出曲线、SOFCMAC 的输出与曲线逼近均方误差曲线如图 1 所示,其中 h 为学习次数。曲线逼近均方误差为 0.016, 联想域数为 $N = 33$ 。由图可见,本文辨识方法速度快,精度高。

参 考 文 献

- [1] Commuri S, Lewis F L. CMAC neural networks for control of nonlinear dynamical systems: structure, stability and passivity[J]. Automatica, 1997, 33(4):635- 641
- [2] Lane S H, Handelman D A, Gelfand J J. Theory and development of high order CMAC neural networks[J]. IEEE Control Systems Magazine, 1992, 12(4):23- 30.
- [3] Parks P C, Militzer J. Improves allocation of weights for associative memory storage in learning systems[A]. In: Proc IFAC Symposium on Design Methods of Control Systems[C]. Zurich: Pergamon Press, 1991. 565- 572.
- [4] Nie Junhong, Linkens D A. FCMAC: A fuzzied cerebellar model articulation controller with selforganizing capacity [J]. Automatica, 1994, 30(4): 655- 664.

作者简介:

王 源 (1968-), 男, 工程师, 现为南京航空航天大学自动化学院博士生。

胡寿松 (1937-), 男, 1960 年毕业于北京航空航天大学自动控制专业, 现为南京航空航天大学首席教授、博士生导师, 中国自动化学会理事。近期主要研究方向为故障诊断、鲁棒控制及智能自修复控制。

齐俊伟 (1964-), 男, 工程师, 曾获部级科技进步二等奖, 感兴趣的研究方向为无人机发射与回收控制。

(责任编辑: 俞 敏)