

文章编号: 1001-0920(2001)05-0617-04

基于支持向量机的非线性系统故障诊断

胡寿松, 王 源

(南京航空航天大学 自动控制系统, 江苏 南京 210016)

摘 要: 提出了联想度的概念, 并由此设计出一种自组织模糊 CMAC (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, 逼近精度高等特点。用该 SOFCMAC 作为非线性系统观测器而生成残差, 通过支持向量机诊断器得到故障检测与诊断结果。对某型歼击机的结构故障进行诊断, 仿真结果表明了该方法的有效性。

关键词: CMAC; 支持向量机; 非线性; 故障诊断

中图分类号: V 249.121

文献标识码: A

Support Vector Machine Based Fault Diagnosis for Nonlinear Dynamics Systems

HU Shou-song, WANG Yuan

(Department of Automatic Control, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A concept of association degree is proposed and a self-organizing fuzzy CMAC and its learning algorithm are presented based on CMAC. The nonlinear approximations provided by the SOFCMAC can be made arbitrarily accurate. The proposed network is characterized by fast learning, accurate approximation etc. SOFCMAC is then used as an observer for nonlinear systems to generate residual. The diagnostic results can be obtained by feeding the residual into the support vector machine based diagnostic tool. The proposed method is applied to the structure fault diagnosis for certain fighter aircraft. The simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: CMAC; support vector machine; nonlinear; fault diagnosis

1 引 言

故障诊断对于安全性要求高的系统极其重要, 及时地检测出系统故障, 使自修复系统及时重构控制律, 可避免系统崩溃及由此造成的物质损失和人员伤亡^[1]。基于模型的故障诊断方法过分依赖系统的数学模型, 对于建模误差、参数摄动、噪声和干扰十分敏感, 使得这种方法对复杂非线性系统的故障

诊断显得无能为力。而神经网络具有可以充分逼近任意复杂非线性关系的能力和分类能力, 神经网络的故障诊断引起了国内外学者的重视^[2]。在这些神经网络故障诊断方法中, 神经网络分类器通常面临如何从有限的故障样本中得到具有较大推广能力的决策函数。

本文提出一种自组织模糊 CMAC 网络, 作为非线性动态系统的残差生成器。鉴于支持向量机

收稿日期: 2000-06-12; 修回日期: 2000-09-18

基金项目: 国家自然科学基金项目 (69974021); 航空科学重点基金项目 (98Z51002)

作者简介: 胡寿松 (1937—), 男, 江苏南京人, 教授, 博士生导师, 从事神经网络故障诊断、非线性系统自修复控制等研究; 王源 (1968—), 男, 新疆阿克苏人, 博士生, 从事智能自修复控制的研究。

(SVM)能在训练样本很小的情况下很好地达到分类推广的目的,因此用SVM作为残差分类器来获取故障诊断的结果。当无故障发生时,残差包含着噪声和未建模误差;当有故障发生时,残差以特定方式偏离零位。残差产生后,通过SVM诊断器得到故障检测和诊断信息。

2 自组织模糊小脑神经网络观测器

CMAC中某个输入 x^i 激活的 N_L 个联想单元可以看作中心为 σ_i ,宽度为 N_L 的一个邻域 \mathcal{Q}_i 。适当选择中心 σ_i ,可使 $a(x) = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ 中只有 N_L 个1,即若 $x \in \mathcal{Q}_i$,则 $a_j(\sigma_i, x) = 1$;否则 $a_j(\sigma_i, x) = 0$ 。显然 $a(x)$ 为二进制联想向量。

定义1 设输入模式 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$,联想模式 $P\Delta_i = [\sigma_i, \delta]$, δ 为 σ_i 邻域 \mathcal{Q}_i (联想单元)的半径,则联想度

$$a_{fi} = \begin{cases} \exp\left[-\frac{(\sigma_i - x)^2}{2(\delta/3)^2}\right], & \sigma_i - x \leq \delta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

按式(1)定义的联想度是非线性的,比线性关系定义式更能反映实际情况。越靠近联想中心,联想度越大;越远离联想中心,联想度越小。

基于联想度的概念,可获得模糊化的联想向量 $a_f(x)$,进而得到SOFCMAC输出

$$y = \sum_{j=1}^{N_L} w_{ij} a_{fj}(x) \quad (2)$$

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;同时由于引入模式及联想度的概念,也省去了CMAC的离散、量化、编码和Hash映射等一系列复杂运算。

采用修改的Kohonen算法进行 N, σ 的学习,即采用联想度来决定竞争获胜者,以及对每个联想单元用不同的学习率,完成输入空间的自组织分割。而权系数 w 则采用最速下降法学习^[3]。 N, σ, w 自组织学习算法步骤如下:

1) 初始化 $N^0 = 1, a_0(0 \leq a_0 < 1), \delta, \sigma^0 \in X, n_N^0 = 1, \beta(0 < \beta < 1), w^0$ 为随机值;

2) 按式(1)计算 $a_f(x^l)$,其中

$$a_f(x^l) = (a_{f1}, a_{f2}, \dots, a_{fN^l})$$

3) 取 $a_j = \max_{j=1, N^l} a_{fj}$;

4) 若 $a_j = a_0$,则取 $n_j^l = n_j^{l-1} + 1, \mathcal{Y}_j = 1/n_j^l, N^l$

$= N^{l-1}, \sigma_j^l = \sigma_j^{l-1} + \mathcal{Y}_j[x^l - \sigma_j^{l-1}]$;否则,建立新单元 $N^l = N^{l-1} + 1, n_N^l = 1, \sigma_N^l = x^l, a_N^l = 1$;

$$5) y_i^l = \sum_{j=1}^{N^l} w_{ij}^l a_{fj}(x);$$

$$6) \Delta w_{ij} = \beta[(y_i^{ld} - y_i^l) a_{fj}] / \sum_{j=1}^{N^l} a_{fj};$$

$$7) w_{ij}^{l+1} = w_{ij}^l + \Delta w_{ij};$$

8) 若样本点未取完,则 $l = l + 1$,转2);若样本点已取完,则检查 $(y^d - y)^2 / \text{length}(y) < \epsilon$?若不等式成立,则学习结束;否则 $l = 1$,在前一次学习的基础上继续学习。

定理1 设 $\Gamma = \{f: X \subset R^n \rightarrow R^m, f \in C^1, f \in L, L > 0\}$ 为 X 上的连续可微函数集合,式(2)所定义的估计函数一致逼近任意 C^1 类连续函数 $f(x)$,即给定任一 Γ 和 $\xi > 0$,可选择联想单元半径 δ ,使得

$$|f(x) - \hat{f}(x)| \leq \xi, \quad \forall f \in \Gamma \quad (3)$$

其中 $\delta = (\xi - m a_{N_L+1}) / m N_L, N_L$ 为SOFCMAC的最大泛化宽度, $a_{N_L+1} \in (0, 1)$ 。

证明 对于任意 $x \in X, f(x)$ 的分量 $f_k(x)$,若 $a_{fj}(x) = 1$,则

$$\begin{aligned} \|f_k(x) - \hat{f}_k(x)\| &= \\ \|f_k(x) - \sum_{j=1}^{N_L} w_{kj} a_{fj}(x)\| &= \\ \left\| \sum_{j=1}^{N_L} a_{fj}(x) (f_k(x) - w_{kj}) \right\| \end{aligned} \quad (4)$$

选择 $w_{kj} = f_k(x_j)$,其中 x_j 为联想单元的顶点,满足 $\sigma_i - x_j \leq \delta$ 。因为 $f \in \Gamma$,故

$$|f_k(x) - f_k(x_j)| \leq N_L \delta \quad (5)$$

若 $a_{fj}(x) < 1$,则取 $a_{N_L+1} \in (0, 1)$,使

$$\begin{aligned} a_{fj}(x) + a_{N_L+1} &= 1, \text{从而有} \\ \|f_k(x) - \hat{f}_k(x)\| &= \\ \left\| \sum_{j=1}^{N_L} a_{fj}(x) (f_k(x) - w_{kj}) + a_{N_L+1} f_k(x) \right\| &= \\ N_L \delta + a_{N_L+1} L & \end{aligned} \quad (6)$$

综合式(5)和(6),有 $|f_k(x) - \hat{f}_k(x)| \leq N_L \delta + a_{N_L+1} L$,所以

$$\begin{aligned} |f(x) - \hat{f}(x)| &= \\ \sum_{k=1}^m |f_k(x) - \hat{f}_k(x)| &= \\ m(N_L \delta + a_{N_L+1} L) & \end{aligned}$$

因此,对于给定的 $\xi > 0$,选择 $\delta = (\xi -$

$m \Delta N_L + \Delta L) / m N_L L$, 可得 $f(x) - \hat{f}(x) \leq \xi$ 。因为逼近误差与 x 无关, 所以式(2)所定义的估计函数为 $f(x)$ 的一致逼近。(证毕)

考虑非线性系统

$$y(k) = f[U(k-1), Y(k-1)]$$

其中, $f \in \Gamma, U(k-1) = [u(k-1), \dots, u(k-m)]$ 和 $Y(k-1) = [y(k-1), \dots, y(k-n)]$ 分别为动态系统的观测输入、输出数据, m 和 n 分别为输入、输出的延迟。记输入向量

$$X(k-1) = [y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]$$

则系统可看成是输入空间到输出空间的映射

$$y(k) = f[X(k-1)] \quad (7)$$

由定理 1 知式(7)可由 SOFCMAC 一致逼近。

3 支持向量机诊断器

支持向量机就是通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 在这个空间中求最优分类面^[4]。SVM 分类函数形式上类似于一个神经网络, 输出是中间节点的线性组合, 每个中间节点对应一个支持向量。

给定函数集 $\{f_\alpha | \alpha \in \Lambda, \Lambda = 1, 2, \dots, n, f_\alpha \in R^N\}$ $\{-1, 1\}$, 和一组训练样本 $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l), x_i \in R^n, y_i \in \{-1, 1\}$, 概率分布 $P(x, y)$ 未知, 寻找 f_{α^*} 使结构风险

$$R(\alpha) = \int |f_\alpha(x) - y| dP(x, y)$$

最小。通过引入 VC 维的概念, Vapnik 给出了该问题的解, 即最优决策函数为^[5]

$$f_{\alpha^*}(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(x, x_i) + b \right] \quad (8)$$

其中乘子 α 为函数

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j)$$

在约束 $0 \leq \alpha_i \leq \gamma, i = 1, 2, \dots, l, \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$ 下的极大值点, 非零 α 对应的样本点 x_i 称为支持向量。阈值

$$b = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(x_j, x_i), K(x_j, x_i) \text{ 为核函数。}$$

4 歼击机故障诊断

考虑国产某型歼击机, 其输入 u 为左、右平尾, 左、右副翼和方向舵控制指令, 输出 y 为俯仰角速

度、滚转角速度和偏航角速度。设计 SVM 故障检测系统, 检测在马赫数为 0.6, 高度为 5 km 时飞机平飞状态下, 几个操纵面发生的缺损故障。

首先设计由歼击机的自组织模糊小脑神经网络观测器来产生残差, 其输入为歼击机的输入和输出, 输出为歼击机的输出残差向量。测取飞机的输入输出数据 $\{y(k-1), u(k), y(k), k = 1, 2, \dots, 600\}$ 为样本训练 SOFCMAC。

由于实际信号都有极强的非线性, 所以在仿真时加入了观测噪声来训练神经网络, 这里加入均值为零, 方差为 0.2 的白噪声。当飞机操纵面发生故障时, 其故障样本模式如表 1 所示。

表 1 支持向量机分类器样本模式

序号	故障模式	C1	C2	C3	C4
1	左副翼故障	1	-1	-1	-1
2	右平尾故障	-1	1	-1	-1
3	右副翼故障	-1	-1	1	-1
4	方向舵故障	-1	-1	-1	1

设计 4 个两类支持向量机分类器, 分别用于将某一种故障和其余故障分开, 然后再将 4 个两类支持向量机分类器结合。针对某一残差输入, 哪个支持向量机分类器(支持向量机分类器决策函数不取符号运算)输出最大, 则可判断为哪类故障发生。

取支持向量机核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp \left[- \frac{\sqrt{(x_i - x_j)(x_i - x_j)^T}}{2p_1^2} \right]$$

其中 x_i, x_j 为训练输入, p_1 为常数。按以上支持向量机算法求取相应的乘子 α , 阈值 b 和支持向量, 由式(8)得到 4 个支持向量机的最优决策函数。其中, 左副翼故障与其余故障的分类器 $f_1(\alpha)$ 的支持向量为 85 个, 其决策函数的输出记为 ZF; 右平尾故障与其余故障的分类器 $f_2(\alpha)$ 的支持向量为 92 个, 其决策函数的输出记为 YP; 右副翼故障与其余故障的分类器 $f_3(\alpha)$ 的支持向量为 183 个, 其决策函数的输出记为 YF; 方向舵故障与其余故障的分类器 $f_4(\alpha)$ 的支持向量为 109 个, 其决策函数的输出记为 FX。方向舵缺损 100% 时, 故障诊断曲线如图 1 所示。其余 3 种故障诊断情况类同。

仿真结果表明: 应用本文方法能正确且有效地诊断歼击机非线性系统操纵面的缺损故障。

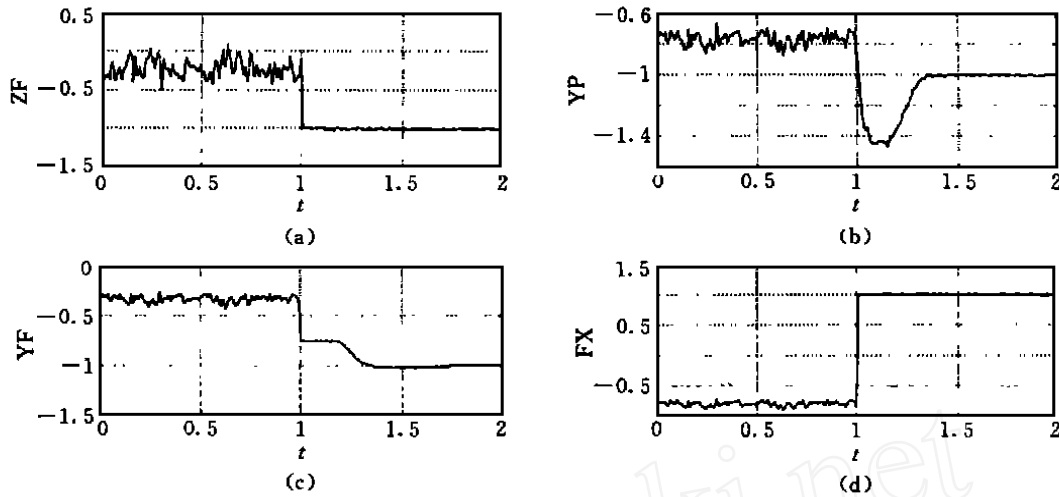


图1 各分类器的输出

(a) 决策函数输出 ZF (b) 决策函数输出 YP (c) 决策函数输出 YF (d) 决策函数输出 FX

5 结 论

本文提出了联想度的概念, 并由此设计出一种自组织模糊CMAC (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。给出了以 SOFCMAC 作为观测器, 以支持向量机作为诊断器的非线性系统故障检测与诊断方法。

参考文献:

- [1] 胡寿松, 周川, 胡维礼 An approach to robust fault detection for nonlinear system based RBF neural network

observer[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(6): 853-857.

- [2] Ron J Patton, Jie Chen Neural networks based fault diagnosis for nonlinear dynamic systems[J]. J Guidance, 1995, 18(4): 418-427.

- [3] Nie Junhong, Linkens D A. FCMAC: A fuzzied cerebellar model articulation controller with self-organizing capacity[J]. Automatica, 1994, 30(4): 655-664.

- [4] Scholkopf B, Burges C, Vapnik V. Extracting support data for a given task[A]. Proc of 1st Int Conf on Knowledge Discovery & Data Mining[C]. AAAI Press, 1995. 262-267.

- [5] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.

(上接第 604 页)

参考文献:

- [1] Eun Tae Jeung, Do Chang Oh, Jong Hae Kim *et al*. Robust controller design for uncertain systems with time delay: LM I approach[J]. Automatica, 1996, 32(8): 1229-1231.
- [2] Jong Hae Kim, Hong Bae Park. H_∞ state feedback control for generalized continuous/discrete time-delay system[J]. Automatica, 1999, 35(8): 1443-1451.
- [3] Magdi S Mahmoud, Naser F, Al Muthairi. Quadratic stabilization of continuous time systems with state-delay and norm-bounded time-varying uncertainties[J]. IEEE Trans on Autom Contr, 1994, 39(10): 2135-2139.

- [4] 申铁龙 H_∞ 控制理论与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.

- [5] Carlos E, De Souza, Xi Li. Delay-dependent robust H_∞ control of uncertain linear state-delayed systems[J]. Automatica, 1999, 35(9): 1313-1321.

- [6] Kreidler E, Jameson A. Conditions for nonnegatives of partitioned matrices[J]. IEEE Trans on Autom Contr, 1972, 17(10): 147-148.

- [7] Anderson B D, Vongpanitlerd S. Network analysis and synthesis: A modern systems theory approach[M]. Englewood Cliff: Prentice Hall, 1973.