

前向 FP 神经网络实现控制系统的拒识模式

张持健^{1,2}, 张 铃¹

(1. 安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039;

2. 安徽师范大学 电子与信息工程系, 安徽 芜湖 241000)

摘要: 在现代控制系统中, 处理误识与拒识的关系至关重要, 因为在现代化控制系统中前者造成的危害将比后者大得多. 通过将新型 FP(Forward Propagation)神经网络应用于实现控制系统的拒识模式, 该 FP 神经网络通过对由控制系统控制指令码和状态信息码构成样本集的学习, 不仅可以实现系统中每个控制指令码和状态信息码的吸引半径按需设定, 且每个信息码具有最大吸引半径, 控制系统自动具有最优的纠错和容错能力, 对于系统中控制向量吸引半径之外的信号给以 100% 的拒识. 从而提高系统信号识别的正确率, 保证控制系统安全可靠的正常运行.

关键词: 前向神经网络; 控制理论; 拒识模式

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

New rejection methods of control system based on Forward Propagation neural networks

ZHANG Chi-jian^{1,2}, ZHANG Ling¹

(1. Educational Department Key Lab. of Computation Intelligence & Signal Processing, Anhui University, Hefei Anhui 230039, China;

2. Electronic and Information Engineering Academy, Anhui Normal University, Wuhu Anhui 241000, China)

Abstract: It is very important to deal with the relation between incorrect recognition and rejection in a control system because the former will do much more harm than the latter. A new rejection method based on Forward Propagation (FP) neural networks is proposed. Through the study of sample-sets of instruction and state-information codes of control system, the FP neural networks can not only ensure that every code has the biggest attract radius, namely the control system has the greatest correction ability and fault tolerance, it also gives the 100% rejection to the signals outside the attraction radius. So it can increase the rate of correction recognition to ensure the system to run safely and smoothly.

Key words: Forward Propagation neural networks; control theory; rejection schemes

1 引言(Introduction)

随着现代化工业控制不断向着数字化、智能化和网络化的发展, 现代工业控制系统中人们对控制模式和控制指令识别的正确率提出了越来越高的要求. 在目前的控制系统中由于没有拒识模式, 控制系统将对输入的任何信号甚至干扰信号, 统统都识别为控制信号或控制模式, 从而给工业生产和系统控制带来了严重隐患. 就像人们在进行汽车识别时, 由于没有拒识模式, 一头牛也被识别成了一辆汽车. 所以设立拒识模式已成为提高控制系统识别的正确率、保证实际控制系统安全运行的一个非常重要和迫切需要解决的问题, 遗憾的是目前在该领域的研究还非常有限, 仅有的研究也局限于其它一些领域^[1,2]. 本文提出将 FP(Forward Propagation)多层前

馈神经网络应用于控制系统的拒识模式中, 利用 FP 构造性神经网络的学习方法, 不仅可以使控制系统自动具有最优的自动容错、纠错能力, 可有效地应用到许多环境恶劣的实际工业控制领域^[3]. 对由于严重干扰造成的系统控制指令和控制模式信号的异常情况, FP 神经网络还能够通过设置拒识模式, 通过特别中断程序的处理来提高控制系统识别的正确率, 确保工业控制设备安全、高效的运行. 通过本文可以看出:

1) FP 网络可以使控制设备在控制模式和控制指令识别时, 可以根据每个控制指令和控制模式的重要程度选择不同等级的纠错, 容错设置, 且使其吸引半径自动达到最大, 控制系统自动具有最佳的容错能力和纠错能力;

2) FP网络在具有最佳的自动容错、纠错能力的基础上,对于整个论域中处于控制模式和控制指令吸引半径之外的全部元素归结为一个拒识模式下,FP网络可以实现最好的智能控制。

2 FP神经网络算法简介(Brief introduction of FP-NN arithmetic)

FP神经网络也称为构造性多层前馈神经网络^[4],不计系统的输入层,FP神经网络为2个元件层的前馈网络(见图1), A, B 分别为隐层和输出层(即2个元件层),神经元结构均为硬限幅函数,神经元输入 x 和输出 y 各分量均取 $-1, 1$ 两值.每个神经元 A 有 n 个输入,1个输出.其输入 x 与输出 y 的对应关系为

$$y = \text{sgn}(W \cdot x - \theta).$$

其中 W 是元件 A 的权系数矩阵, θ 为阈值向量, $\text{sgn}(x)$ 为符号函数。

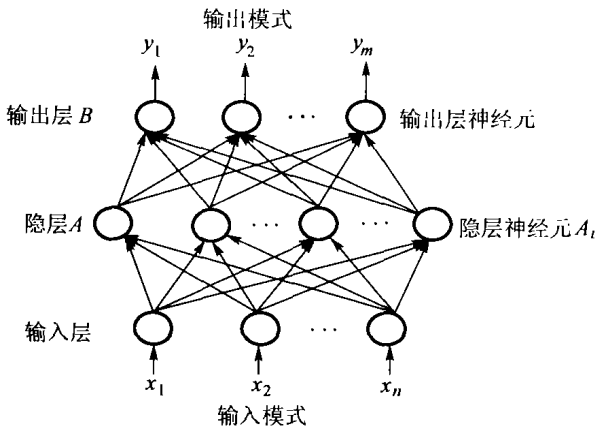


图1 多层FP神经网络

Fig. 1 Multilayer FP neural networks

任给 P 个样本,要求具有 P 个相互独立 n 维输入向量 $x^0, x^1, \dots, x^{p-1}$ 和 P 个 m 维输出向量 $y^0, \dots, y^{p-1}$,其对应关系为

$$y^i = F(x^i), i = 0, 1, \dots, p-1.$$

FP学习和综合算法:

令第1层元件的对应关系为 F ,第2层元件的对应关系为 G .又令 A_i 的权向量为 ω^i ,阈值为 θ_i , B_i 的权向量为 u^i ,阈值为 ξ_i .

1) 隐层取 $P-1$ 个神经元 $A_1, A_2, \dots, A_{p-1}$, A_i 与输入节点之间的权重向量

$$W^i = (x^i)^T, i = 1, 2, \dots, p-1. \quad (1)$$

A 的阈值:

$$\theta_i = \begin{cases} n - d_i + 1, & d_i \text{ 为偶数;} \\ n - d_i, & d_i \text{ 为奇数;} \end{cases} i = 1, 2, \dots, p-1. \quad (2)$$

其中 $d_i = \min\{d(x^i, x^j), j \neq i\}$, $d(x^i, x^j)$ 表示求 x^i 和 x^j 的Hamming距离。

2) 输出层取 m 个神经元: $B_1, B_2, \dots, B_m$.

输出层 B_i 与隐层间权向量 u^i :

$$u_j^i = \begin{cases} 0, & y_j^i = y_j^0; \\ \frac{y_j^i - y_j^0}{2}, & y_j^i \neq y_j^0; \end{cases} \quad (3)$$

$$j = 1, 2, \dots, p-1; i = 1, 2, \dots, m-1.$$

B_i 的阈值:

$$\xi_i = -(y_i^0 + \sum_{j=1}^{p-1} u_j^i), i = 1, 2, \dots, m-1. \quad (4)$$

FP网络通过上述FP算法训练,能实现对应关系 $y^i = F(x^i), i = 1, 2, \dots, p-1$.

有关FP网络的具体理论及其算法见文献[4].

3 FP神经网络实现智能拒识控制(Intelligence control system with rejection scheme based on the FP-NN)

3.1 控制系统异常工作状态的拒识(Rejection scheme of abnormal operation of control system)

在一个实际的智能控制系统中,并不是所有可能的编码都是有用的,需要给出分类和进行识别.特别是在自动控制系统中,如果控制指令码和信息传递码的误识,将可能造成设备和人员的重大伤害事故.为此需要在智能控制系统中设置一个异常工作指令或异常状态信息码的拒识状态.由图2控制向量状态空间图,将控制系统中 n 维的控制向量或控制模式看作 n 维空间的点,则当我们按照系统的控制向量和控制模式向量为样本集构成FP神经网络,系统将具有以下属性:

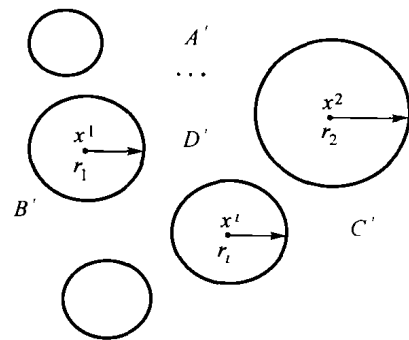


图2 控制向量状态空间

Fig. 2 Control vector of state space

定义3.1 设样本 $r^i = (x^i, y^i)$ 且FP神经网络将 x^i 变换为 $y^i = F(x^i)$,则 x^i 的吸引域的定义为

$$D(x^i) = \{x | F(x) = y^i\}.$$

定理 3.1 设样本集 K 有 p 个样本,若按 FP 算法求其网络,则每个输入样本 x^i 的吸引域 $D(x^i)$ 为 $D(x^i) = \{x | d(x^i, x) < d_i/2\}, i = 1, 2, \dots, p-1;$

$$D(x^0) = \{x | d(x^i, x) \geq d_i/2, i = 1, 2, \dots, p-1\}. \quad (6)$$

且网络没有假吸引中心,

$$X = D(x^0) \cup D(x^1) \cup \dots \cup D(x^{p-1}), \quad (7)$$

其中 X 为输入向量全空间.

证明见文献[4].

根据定理 3.1 中式(5)样本空间中的每一个点 x^i 都具有最大的吸引半径 r_i ,关于 x^i 的吸引半径的定义如下:

$$r_i = \max_d \{d | \forall d(x^i, x) < d, x \in D(x^i)\}.$$

从平均的角度来看,样本吸引半径的上界为 $d_i/2$, FP 算法达到了这个上界.即控制系统的每一个控制向量或控制模式自动具有了最大的容错、纠错能力.同时对于每一个控制向量或控制模式还可以根据其重要程度选择不同的 Hamming 距离 d_i ,从而使得控制系统具有不同等级的纠错、容错设置.对于系统中由于干扰信号而超出吸引半径的噪声点(图 2 中 $A', B', C', D', \dots$), FP 网络都可以很容易的将其设置为拒识状态,并将它们归结到一个拒识模式下,方法如下:

任取 $r^* = (x^*, y^*)$,且 r^* 与其他所有给定样本 r^i 均不同($x^* \neq x^i, y^* \neq y^i$),取 r^* 为第 0 个样本.

再将 r^i 重新排列成 $r^*, r^1, \dots, r^p$.

根据式(6)可得 $D(r^*) = \{x | d(x^i, x) \geq d_i/2, i = 1, 2, \dots, p\}$,故不在 x^i 的吸引域中的点必在 $D(x^*)$ 中,这些点(图 2 中 $A', B', C', D', \dots$)都可以看成是拒识的点,其输出均为 y^* ,凡对应的输出是 y^* 的输入均设为拒识点.式(7)进一步说明了该神经网络没有假吸引中心.系统全部论域空间中的元素,一定属于各个控制向量的吸引域中,否则必为拒识模式,而这些对于其他各种方法都是难以实现的.

在自动控制系统中,处理好误识和拒识的关系至关重要,因为通常前者造成的危害要比后者大得多,FP 网络给这种处理提供了可能.

3.2 具有纠错能力的系统控制指令及信号传递码的设计(Design of code of control instruction and signal with correction)
在智能控制系统中,令

系统输入控制指令的码字集为

$$X = \{x^0, x^1, \dots, x^{p-1}\};$$

神经网络的输出字集为

$$Y = \{y^0, y^1, \dots, y^{p-1}\};$$

控制系统容错与纠错部分

$$y^i = F(x^i), i = 0, 1, \dots, p-1.$$

其中 x 为 n 维二值向量; y 为 m 维二值向量.

将 $(x^i, y^i)(i = 0, 1, 2, \dots, p-1)$ 作为训练样本集对网络进行 FP 算法训练,可得一 FP 网络,并且从 FP 网络的性能知此网络能够自动纠正系统由于受到各种干扰信号而产生的错误输入,从而输出相应的正确的控制信号或状态信息码.

在 FP 神经网络控制系统中,可由控制系统的指令码和状态信息码等相关信息构筑系统的输入信号码集 X , X 中的两维向量集主要有系统的状态信息码和系统的控制指令码来构成,因为在单片机控制系统中各控制状态信息码和控制指令码可以通过对不同编码的定义来获得.为了保证控制系统输入向量集在接收时自动具有纠错、容错的能力,我们必须针对实际需要来选取控制系统输入向量集 $\{x^0, x^1, \dots, x^{p-1}\}$,根据它们之间的 Hamming 距离为某常数 d 或不少于某常数 d 时, FP 神经网络能够自动纠正不超过 $d/2$ 个错误的理论.下面介绍两种构造具有纠错能力的控制系统输入向量集方法.

1) Hadamard 矩阵构造法,从 Hadamard 矩阵可获得一组相互之间的距离恒为某常数的控制指令集.从 Hadamard 矩阵的定义^[3],可直接推出:

若 H_n 为 n 阶 Hadamard 矩阵, $y^0, y^1, \dots, y^{p-1}$ 为 H_n 列向量,则

$$Y = \{y^i, -y^i | i = 1, 2, \dots, n\}$$

是一组相互之间 Hamming 距离恒为常数 $n/2$ 的 n 维二值向量集.于是利用 Hadamard 矩阵我们可构造具有纠错、容错能力的控制系统向量集.用 Hadamard 矩阵构造的系统向量集的优点在于它具有很强的纠错能力,其不足之处在于编码的冗余较大,不能得到足够多的控制和信息码,除非码的规模非常大.

2) 由任一控制向量 y 生成具有纠错能力的系统输入信号码集 $Gd(y)$.从任一仅取 +1 或 0 的 n 维两值控制指令向量 y 出发,通过一系列的变换而得到输入向量指令集 $Gd(y)$,该控制向量集的规模可达 $2^{\lfloor n/d \rfloor}$,其中任意两个不同的向量之间的 Hamming 距离不小于常数 d ,下面介绍这一方法.其算法如下:

算法 3.1 产生长度为 n , 且任意两个向量的 Hamming 距离均大于等于 d 的向量集.

step 1 输入长度为 n 的控制向量 $B[1..n]$, d 为 Hamming 距离.

$k = \lceil n/d \rceil$, 循环变量 $i = 1$.

step 2 令 $C[1..k] = 00 \cdots 01$, $j = k$.

step 3 $B[(i-1)k+j] = (B[(i-1)k+j] + C[j]) \bmod 2$, $C[j-1] = (B[(i-1)k+j] + C[j])$ 除以 2 的商, $j = j - 1$.

step 4 If $j >= 1$, Then: goto step 3, Else: $i = i + 1$.

step 5 If $i <= d$, Then: goto step 2, Else: 打印输出 $B[1..n]$.

将以上算法重复运行 2^k 次, 便可获得 2^k 个相互之间 Hamming 距离一定不小于 d 的 n 维向量集 $Gd(y)$, 此算法已在 VC++ 中编程调试通过(相应的程序有效解决了单片机字长在 8~32 位时的控制向量编、解码问题).

可证明 $Gd(y)$ 具有以下性质:

1) $Gd(y)$ 中元素之间的 Hamming 距离 $\geq d$.

2) $Gd(y)$ 中会有 $2^{\lceil n/d \rceil}$ 个元素, 该方法远远优于文献[7]所提出的只能构造 $2 \cdot \lceil n/d \rceil$ 个元素的方法.

故以此方法选取的控制系统输入向量集 $Gd(y)$, 在经过 FP 神经网络识别后, 至少可以自动纠正 d 个因噪声而引起的错误, 并且可以根据控制系统的实际情况来合理选择 d 值而产生足够多的控制指令集和信息传递码.

4 应用举例(Example)

· 控制系统的状态信息码及控制指令码的组成.

在单片机 FP 神经网络控制系统中, 可由控制系统的指令码和状态信息码等相关信息构筑输入信号码集 X , 可以按照 3.2 节方法, 由某一控制向量 x 来构造整个 FP 神经网络的输入向量集 $Gd(x)$. 如在某一单片机控制系统中, 可以按照文中方法, 构筑一个字长为 8, Hamming 距离为 3 的由 5 个控制信息代码构成的输入信号向量集 X 如下:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}^T$$

系统的输出向量集 $Y = F(X)$, 可以根据控制系统的对应状态或单片机的指令系统来决定相应的系统输出代码. 这里我们取 Y 如下:

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 \end{bmatrix}^T$$

这样就构成了 FP 神经网络系统的样本集:

$$K = \{r^i = (x^i, y^i), i = 0, 1, 2, 3, 4\}.$$

· 构造 FP 神经网络.

在图 3 神经网络结构简图中, 我们用 N_1, N_2 分别代表神经网络中的隐层和输出层, X 代表神经网络的输入向量, Y, Z 分别代表神经网络的输出单元和隐层单元的输出向量. 下面给出构造性 FP 神经网络的设计步骤:

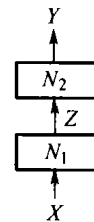


图 3 FP 神经网络结构简图

Fig. 3 Simple diagram of FP neural network

1) 隐层单元 N_1 , 取 4 个神经元, 每个神经元有 8 个输入端.

权值矩阵

$$W = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix},$$

阈值向量 $\theta = [5 \ 5 \ 5 \ 7]^T$.

2) 隐层到输出层 N_2 , 输出端取 4 个神经元, 每个神经元有 4 个输入端.

权值矩阵

$$U = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T,$$

阈值向量 $\xi = [1 \ 1 \ -1 \ -1]^T$.

这样就构成了一个具有自动容错、纠错的 FP 神经网络. 可以计算出当系统的输入信号 x^i 由于受到干扰而发生变化时, 只要变化后的信号 $x^{i'}$ 与 x^i 的 Hamming 距离小于 $d_i/2$ (即落在 x^i 的吸引半径以

内),系统的输出均为 y^i . 换一句话说,由该 FP 神经网络构成的控制系统将具有自动纠错、容错的能力.

· 拒识状态的设置.

在控制系统中,可以通过设置虚样本 $r^* = (x^*, y^*)$ 的方法来设置系统的拒识状态.令

$$\begin{cases} x^* \neq x^i, \\ y^* \neq y^i, \end{cases} i = 0, 1, 2, 3, 4.$$

如

$$x^* = [-1 \ 1 \ 1 \ -1 \ -1 \ -1 \ -1 \ -1]^T.$$

其相应的输出为 $y^* = [-1 \ -1 \ 1 \ -1]^T$, 重新排列样本序列为 $r^*, r^1, \dots, r^5$. 这样就又回到了上面的 FP 神经网络的设计问题.

1) 修改 N_1 的权向量和阈值.

取权向量

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix},$$

计算得阈值向量 $\theta = [3 \ 3 \ 3 \ 5 \ 1]^T$.

2) 修改 N_2 的权向量和阈值.

计算得权向量

$$u = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & -1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix};$$

计算得阈值向量

$$\xi = [-2 \ -2 \ 2 \ -4]^T.$$

这样当 FP 神经网络的输出信号为 y^* 时,表明系统的输入信号超出了系统控制向量和控制模式的允许范围(吸引半径)之外,控制系统自动进入拒识状态.该拒识状态的设置,使得我们可以对系统中的一些异常状态给以特别的中断服务程序加以处理,从而保证系统安全、高效的运行.

5 结束语(Conclusions)

FP 网络由于采用前向计算,其学习复杂度仅为线性复杂度,可以实现在线的进化学习和控制系统控制指令和控制模式的自动纠错、改错.所以即使在恶劣的工业控制环境中,也可以通过设置系统的拒识模式,来保证系统的安全、高效地运行.实现现代工业分布式控制系统的数字化、智能化和网络化.

参考文献(References):

- [1] CHOW C K. An optimum recognition error and rejection tradeoff [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1990, 16(1): 41 - 46.
- [2] HA T M. The optimum class-selective rejection rule [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(6): 608 - 615.
- [3] 张持健,张铃. FP 神经网络实现单片机智能控制终端[J]. 电子测量与仪器学报, 2004, 18(4): 51 - 56.
(ZHANG Chijian, ZHANG Ling. The control of intelligent terminal with microcomputer based on FP neural networks [J]. *Journal of Electronic Measure and Instrument*, 2004, 18(4): 51 - 56.)
- [4] 张铃,张钺. 人工神经网络理论及应用[M]. 杭州: 浙江科学技术出版社, 1997.
(ZHANG Ling, ZHANG Bo. *Theory and Application of Artificial Neural Networks* [M]. Hangzhou: Zhejiang Science & Technology Publishing House, 1997.)
- [5] 卢开澄. 组合数学[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 1992.
(LU Kaicheng. *Combinatorics* [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 1992.)
- [6] 袁波,吴福朝. FP 神经元的应用-加密编码/解码器[J]. 小型微型计算机系统, 1999, 19(9): 68 - 72.
(YUAN Bo, WU Fuchao. The application of FP neural networks-encrypt encode and decode [J]. *Mini-Micro Systems*, 1999, 19(9): 68 - 72.)

作者简介:

张持健 (1964—),男,博士研究生,副教授,主要研究领域为人工智能理论及应用、智能控制, E-mail: whzsj_cn@sina.com;

张铃 (1937—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为人工智能理论、人工神经网络理论及应用、粒度计算理论.