

一种用于非线性复杂系统辨识的自适应模糊神经网络¹

李 映 白本督* 焦李成

(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室 西安 710071)

*(西安电子科技大学 296 信箱 西安 710071)

摘 要 该文提出一种用于复杂的非线性未知系统辨识的混合神经网络模型——自适应模糊神经网络 (AFNN)。AFNN 网络结构简洁, 具有通用逼近的特性, 能够克服由于突变点的存在而对系统辨识所带来的误差, 提高整个系统的辨识精度。对空空导弹攻击区辨识的仿真结果验证了 AFNN 网络的有效性。

关键词 自适应模糊神经网络, 模糊聚类, 系统辨识, 导弹攻击区

中图分类号 TP391.4, TN-052

1 引 言

在对不易建立精确数学模型的, 具有复杂的非线性的未知系统进行辨识时, 应用常规的最小二乘法往往难以解决问题, 这时人们经常采用的, 也是比较有效的方法之一是神经网络的技术^[1,2]。目前最成熟的用于系统辨识的神经网络是 BP 网络。在用 BP 网络对未知系统进行辨识的过程中我们发现, 如果系统的输出是平滑曲线, 那么网络比较容易学习; 如果多次出现相邻样本间输出相差悬殊的突变点, 就会直接影响网络训练的精度和速度。即使在训练阶段, 通过增加迭代次数反复学习可以达到很好的辨识效果, 但在测试阶段, 在系统突变点附近, 辨识网络的输出误差仍然比较大, 影响了整个系统的辨识精度。这个问题对于 BP 网络很难通过算法的改进来加以克服, 于是我们设法改进网络的结构, 引进模糊聚类^[3-7]的思想, 提出一种混合网络模型——自适应模糊神经网络 (AFNN), 并把这种混合网络模型用于空空导弹攻击区的辨识。实验表明, 在训练和测试阶段, 系统的辨识结果都是令人满意的。

2 网络结构

为了克服系统辨识过程中由于突变点的存在而带来的误差, 首先采用模糊聚类的方法将输入空间划分为若干个区域, 每一个区域通过子网络来逼近系统特性, 而整个混合网络模型覆盖了全部输入空间, 是子网络的集合。图 1 给出了 AFNN 网络的结构, 系统由两类网络组成: 子网络和模糊分类器。

2.1 模糊分类器

利用模糊聚类的方法对输入样本进行聚类, 聚类后的每一类对应一条规则。一个非常著名的模糊聚类方法是模糊 C 均值 (FCM) 聚类算法^[3]。其聚类准则为

$$\text{最小化} \left\{ J(u, z) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \right\} \quad (1)$$

¹ 1999-06-24 收到, 1999-11-19 定稿
国家 863 计划和国家部级基金资助项目

隶属度矩阵 $u = [u_{ik}]_{c \times N}$ 满足

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^c u_{ik} &= 1 \\ u_{ik} &\in [0, 1] \end{aligned} \right\} k \in 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

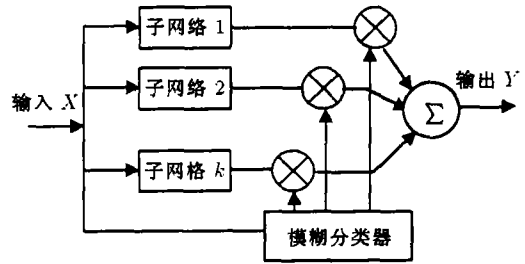


图 1 AFNN 网络结构

其中 $m \in [1, \infty]$ 为模糊加权指数; $z = [z_1, \dots, z_c]^T$, $z_i \in R^p$ 表示第 i 类聚类中心, 且 $(d_{ik})^2 = \|x_k - z_i\|$ 。式中 $\|\cdot\|$ 为 Euclid 范式。

在 FCM 算法中, 聚类的类别数 c (即规则的条数) 是假定已知的。但对于未知系统, 需要在缺乏先验知识的条件下, 根据输入的样本确定一个最优的聚类类别数。为此我们把 FCM 算法化为一个等价的神经网络, 利用网络的学习自适应地确定最佳的聚类类别数和聚类中心, 从而得到每条规则对输入样本的隶属度。这个网络我们称之为模糊分类器, 其结构如图 2 所示。

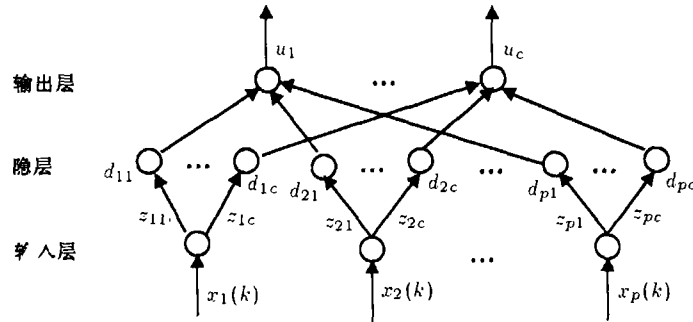


图 2 模糊分类器的结构

图中

$$[d_{ij}(k)]^2 = [x_i(k) - z_{ij}]^2 \quad (3a)$$

$$[d_j(k)]^2 = \sum_{i=1}^p [d_{ij}(k)]^2 \quad (3b)$$

$$u_j(k) = 1 / \left\{ \sum_{i=1}^c \left[\frac{d_j(k)}{d_i(k)} \right]^{2/(m-1)} \right\} \quad (3c)$$

$i = 1, \dots, p; j = 1, \dots, c; k = 1, \dots, N$.

2.2 子网络

子网络用来表示模糊规则结论部 (“ then”) 函数。这是一个如图 3 所示的单层网络结构, 其输出表示规则 $i(0 \leq i \leq c)$ 对输入样本的运算结果。

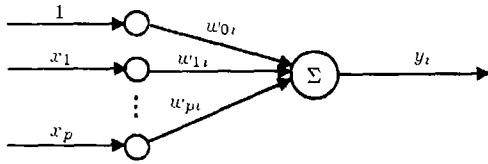


图 3 子网络的结构

令权值 $w_i = [w_{0i}, w_{1i}, \dots, w_{pi}]^T$ ，输入样本 $X = [1, x_1, \dots, x_p]^T$ ，则第 i 个子网络对输入 X 的输出为 $y_i = X^T \cdot w_i$ 。这样整个模糊系统的输出为

$$Y = \sum_{i=1}^c u_i y_i = \sum_{i=1}^c u_i \cdot X^T \cdot w_i \quad (4)$$

2.3 AFNN 的通用逼近性能

设 Y 是按照 (4) 式给定的所有展开式函数的集合， $\forall x \in U, u_i(x)$ 由 (3) 式来定义，其中 $U \in R^n$ 是紧致集，同时 $d_\infty(f_1, f_2) = \sup_{x \in U} (|f_1(x) - f_2(x)|)$ 是 sup- 矩阵，那么 (Y, d_∞) 是一个矩阵空间。下面的定理表明 (Y, d_∞) 在 $(C[U], d_\infty)$ 中是稠密的，其中 $C[U]$ 为定义在 U 上的所有连续实函数的集合。

定理 对于任何定义在紧致集 $U \in R^n$ 上的连续函数 g ，任给 $\varepsilon > 0$ ，则存在 $f \in Y$ ，使得

$$\sup_{x \in U} |f_1(x) - f_2(x)| < \varepsilon$$

这个定理的证明类似于文献 [4] 中的定理 1(这里证明从略)。

3 学习算法

AFNN 网络的训练采用混合学习算法，即模糊分类器的学习采用基于进化规划 (EP)^[8] 的无教师学习，而子网络的训练采用有教师的 LMS 算法。

3.1 模糊分类器的学习算法

模糊分类器学习的过程就是构造如图 2 所示的神经网络的结构的过程。其中输出节点的数目 c 等于聚类的类别数 (即规则的条数)，隐节点的数目为 $p \times c$ 个，输入层到隐层的权值 $z_{ij} (i = 1, \dots, p; j = 1, \dots, c)$ 代表聚类中心。这是一个满足 (1) 式的最优化问题。我们采用基于 EP 的算法自适应调整 c 的大小和 z_{ij} 的值。其算法如下：

(1) 随机产生一个初始群体，其中每个个体对应一种网络结构，我们将输出节点数目 (规则条数) 及网络权值 (聚类中心) 进行混合实数编码，每一个体码串形如图 4 所示：

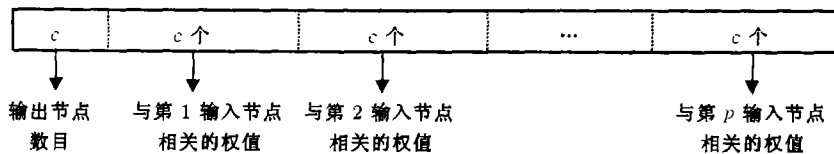


图 4 个体编码形式

个体码长随输出节点数目的不同而不同，并可任意选取 c 个输入样本作为初始权值分布，即初始聚类中心。

(2) 计算每个个体的适应度，这里定义适应度函数为

$$F(i) = 1/(H_i + \text{const}) \quad (5)$$

其中 $H_i = -\sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^c u_{jk} \log(u_{jk})$ 为“分割熵”指数^[3]。

(3) 对每个个体进行结构变异, 变异操作分为两部分, 一部分针对输出节点数目, 规定

$$\text{Minnum} \leq \text{Num}(k) \leq \text{Maxnum} \quad (6)$$

其中 $\text{Num}(k)$ 表示输出节点数为 k 的个体数目, Maxnum 和 Minnum 分别是最大和最小值。另一部分变异针对个体中的权值分量, 采用高斯变异:

$$z_{ij} = z_{ij} + a\sqrt{F(i)}\mu(0, 1) \quad (7)$$

其中 $F(i)$ 为个体的适应度, a 为 $-1 \sim 1$ 之间的一个参数, $\mu(0, 1)$ 为高斯算子。

(4) 基于随机竞争 q 选择方法从父代和子代的集合中选出新的个体, 组成下一代群体, 这里个体 i 的随机 q 得分在标准的随机 q 得分 $P(i)_{\text{scores}}$ 的基础上加上基于浓度和适应度的修正值:

$$P(i)_{\text{scores}} = P(i)_{\text{scores}} + \alpha C \left(1 - \frac{F(i)}{\text{MaxFitness}} \right) P(i)_{\text{scores}} + \beta \frac{F(i)}{\text{MaxFitness}} P(i)_{\text{scores}} \quad (8)$$

其中 α, β 为 $0 \sim 1$ 间的可调参数, $C = t/N$ 定义为浓度, 其中 t 为群体中有最大适应度或近似最大适应度的个体数目, N 为群体中个体总数。

(5) 若满足终止条件则算法结束, 否则返回 (2)。

3.2 子网络的学习算法

这是一个基于模糊分类器结果的, 有师的训练过程。定义误差函数为

$$E(k) = (1/2)[y(k) - y^*(k)]^2 \quad (9)$$

式中 $y(k)$ 为模糊系统输出值, $y^*(k)$ 为期望值, 采用 LMS 算法, 对图 3 所示的子网络中权值 w_i 进行训练:

(1) 初始化权值 $w_i(0)$ 和学习率 $\alpha(0) \in (0, 1)$; 选取迭代误差 ε , 最大迭代次数 T ; $t = 0$;

(2) 对 $k = 1, \dots, N$, 按下面方法更新 $w_i^{(t)}$:

$$y(k) = \sum_{i=1}^c u_i \cdot x^T(k) \cdot w_i(k) \quad (10)$$

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \frac{\alpha(t)}{\|x(k)\|} [y^*(k) - y(k)] \cdot x(k) \cdot u_i \quad (11)$$

(3) 计算总误差 $E = \sum_{k=1}^N E(k)$, 若 $E \leq \varepsilon$ 或 $t > T$, 停止; 否则 $t = t + 1$, $\alpha(t) = \alpha(0)[1 - (t/T)]$, 并返回 (2)。

3.3 学习算法的性能分析

在 AFNN 中, 我们采用了有师学习和无师学习相结合的训练方法即混合学习算法。首先通过一个无师的基于 EP 的算法离线对模糊分类器进行训练, 从而确定出每条规则输入空间的中心向量。当模糊分类器训练完毕用于子网络的训练时, 则无需迭代, 仅需按图 2 所示的结构, 自底向上计算出样本对每条规则的隶属度即可。然后基于这个模糊分类结果, 再通过有师的 LMS 算法完成对子网络的训练。采用这种混合学习算法最显著的优点是收敛速度比有师算法加快了。同时由于模糊规则集对应的输入空间是样本输入空间分割后的全部空间, 因此网络训练的效果受样本分布的影响较小, 具有较强的学习能力和表达能力。

4 实验结果

采用上面的 AFNN 网络对某空空导弹攻击区系统进行辨识。此空-空导弹攻击区系统是一个复杂的多变量非线性未知系统，输入包括目标高度 (H_i)，目标过载 (G_i)，敌我速度比 (K_i)，进入角 (α_i) 及导引头离轴发射角 (β_i)；系统输出最大，最小距离为 $Y1_i, Y2_i$ ，且为非周期函数。我们选取 150 个样本点 (P_i, t_i) ($i = 1, 2, \dots, 150$) 对网络进行训练，训练的结果如图 5 所示，其误差不超过 5%；在训练完成后，选取 100 个样本点进行测试，结果如图 6 所示。同时，我们也给出了用 BP 网络进行测试的结果，如图 7 所示。对比两种网络的测试结果，说明 AFNN 网络受学习样本空间分布的影响较小，因而有较强的表达能力和泛化能力。此外，AFNN 网络的训练时间(用 C 语言在 586 微机上)为 22 分钟，而 BP 网络达到相同的精度则学习了大约 2 个小时，因此前者比后者的收敛速度有显著的提高。

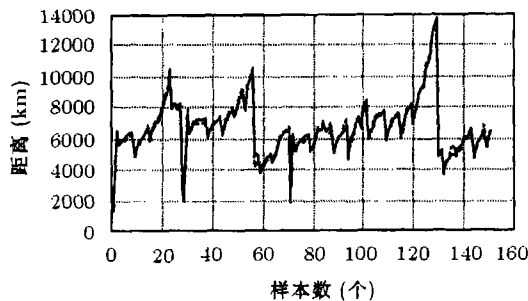


图 5 AFNN 网络模型的训练结果
实线表示未知系统输出，虚线表示 AFNN 网络输出

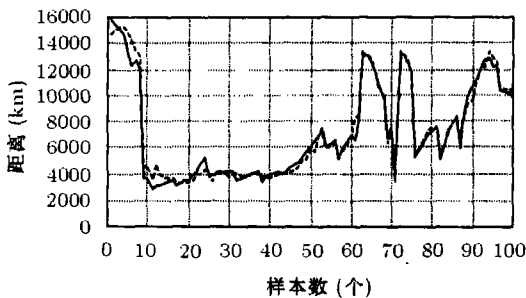


图 6 AFNN 网络模型的测试结果
实线表示未知系统输出
虚线表示 AFNN 网络输出

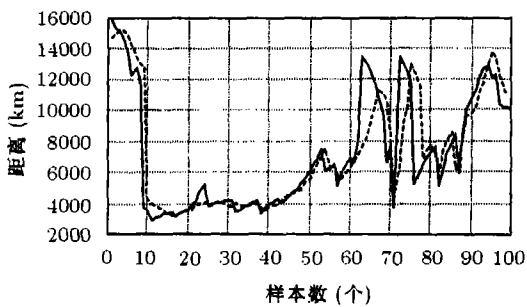


图 7 BP 网络的训练结果
实线表示未知系统输出，虚线表示 BP 网络输出

5 结束语

本文把模糊聚类的思想引入神经网络中，提出一种新的混合神经网络模型——自适应模糊神经网络 (AFNN)，并用于复杂的非线性未知系统的辨识。目的是为了克服由于突变点的存在而对系统辨识所带来的不利影响，从而提高整个系统的辨识精度。网络结构简洁，具有通用逼近的能力，并采用有师学习和无师学习相结合的混合算法进行训练，收敛速度快。同时，AFNN 网络受学习样本空间分布的影响较小，因而有较强的学习能力和表达能力。

把 AFNN 网络用于空空导弹攻击区的辨识中, 不但能取得令人满意的精度, 而且具有较快的收敛速度。

参 考 文 献

- [1] K. S. Narendra, K. Parthasarathy, Identification and control of dynamical systems using neural network, *IEEE Trans. on Neural Network*, 1990, 1(1), 4-27.
- [2] K. J. Hunt, Neural networks for control systems—A survey, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1993, 3(5), 752-760.
- [3] J. C. Bezdek, *Pattern recognition with fuzzy objection function algorithms*, New York, Plenum, 1981, Ch.3.
- [4] L. X. Wang, M. Mendel, Fuzzy basis function, universal approximation, and orthogonal least-squares learning, *IEEE Trans. on Neural Network*, 1992, 3(5), 807-814.
- [5] Li Rui-Ping, M. Mukaidono, Fuzzy modeling and clustering neural network, *Control and Cybernetics*, 1996, 25(2), 225-242.
- [6] A. Bastian, Sequential fuzzy system identification, *Control and Cybernetics*, 1996, 25(2), 199-223.
- [7] A. Bastian, An effective way to generate neural network structures for function approximation, *Mathware*, 1994, 1(1), 139-161.
- [8] P. J. Angeline, *et al.*, An evolutionary algorithm that construct recurrent neural networks, *IEEE Trans. on Neural Network*, 1994, 5(1), 39-53.

AN ADAPTIVE FUZZY NEURAL NETWORK FOR IDENTIFICATION OF THE COMPLICATED NONLINEAR SYSTEM

Li Ying Bai Bendu* Jiao Licheng

(*Key Lab for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China*)

*(*P. O. Box 296, Xidian University Xi'an 710071, China*)

Abstract This paper presents a compound neural network model, i.e., adaptive fuzzy neural network (AFNN), which can be used for identifying the complicated nonlinear system. AFNN has a simple structure and possesses the ability of universal approximation. It is capable of overcoming the error of system identification due to the existence of some changing points and improving the accuracy of identification of the whole system. The effectiveness of the model is tested on the identification result of missile attacking area.

Key words Adaptive fuzzy neural network, Fuzzy clustering, System identification, Missile attacking area

李 映: 女, 1969 年生, 博士生, 主要研究方向为模式识别和信号处理、计算智能与混合系统等。

白本督: 男, 1972 年生, 硕士生, 主要兴趣为模式识别、神经网络等。

焦李成: 男, 1959 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向包括计算智能和集成系统、非线性智能信号和图像处理。