

神经网络-模糊 Inter³ 融合控制*

权太范 袁业树 周 斌

(哈尔滨工业大学电子与通信工程系·哈尔滨, 150001)

摘要: 本文从应用层、表达层、子网络层三层观点提出了神经-模糊 Inter³ 融合控制模型. 这种控制模型是把融合结构、融合算法及控制合为一体进行设计的, 然后提出了融合控制的模糊基函数方法和改进的正交最小方差学习算法. 最后讨论了基于神经-模糊 Inter³ 融合控制模型的多目标跟踪问题.

关键词: NN-FR 融合; 智能控制; 多目标跟踪

1 引言

近几年来, 神经网络(NN)和模糊推理(FR)融合控制技术已成为智能控制领域的一个新的研究课题. 本文首先从应用层、表达层、子网络层的三个层次提出了功能互补、网络互联、成分互连, 并把这种模型叫做三互融合控制模型, 记作 Inter³ 融合控制模型. 模糊基函数(FBF)系统是一通用逼近器^[1], 其最大特点是通过 FBF 的线性组合, 逼近非线性连续系统. 本文用模糊基函数实现 Inter³ 融合控制. 第三部分重点讨论了模糊基函数改进的正交最小方差(OLS)学习算法. 第四部分以某超视距雷达目标跟踪系统为主要背景, 采用 Inter³ 融合控制模型研究了新的跟踪系统. 最后给出了实验结果.

2 Inter³ 融合控制模型

如图 1 所示, 本文把融合系统分为应用层、表达层、子网络层, 并把相对应的融合控制分别叫做功能互补、网络互联、成分互连.

应用层是根据要实现的控制功能和性能要求等设计的, 它是一个虚拟层. 它确定了网络的子模块或子功能的划分. 表达层实现了子功能相应的控制模块之间的组合, 本质上完成了状态的融合. 子网络层构造了上两层要求的各个控制模块, 在成分级上实现了控制和信息处理.

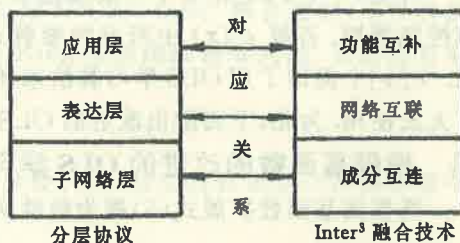


图 1 NN-FR 融合控制的 Inter³ 模型

根据上述网络分层协议, Inter³ 融合控制模型描述如下.

功能互补(Inter-Complement)控制, 就是 NN 和 FR 在应用层实现的不同功能的互补. 网络互联(Inter-Combination)控制实际上是上述功能互补控制的物理实现层. 主要完成融合控制算子的计算. 成分互连(Inter-Connection)控制, 是子网络层内部结构的融合控制. 从逻辑上说, 子网络层完成模糊神经元的构造, 实现汇合算子等.

设模糊规则库由下面 M 条规则组成, 即

$$R_j: \text{ IF } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^j \text{ and } \cdots x_n \text{ is } A_n^j, \text{ THEN } z \text{ is } B^j. \quad (1)$$

其中, 输入变量 $x' = (x'_1, \dots, x'_n)^T \in U$; 输出变量 $z \in \mathbb{R}$; $j = 1, 2, \dots, M$; $i = 1, 2, \dots, n$. 规则 R_j 视为 $U \times R$ 上的模糊集, 其隶属度函数表示为

* 国家自然科学基金(69772024)、国防科技预研基金和国家教委博士点基金的资助项目.

本文于 1996 年 1 月 12 日收到. 1996 年 11 月 18 日收到修改稿.

$$\mu_{A_1^i \times \dots \times A_{j_n} \rightarrow B^i}(x_1^i, \dots, x_n^i, z) = \mu_{A_1^i}(x_1^i) * \dots * \mu_{A_n^i}(x_n^i) * \mu_{B^i}(z).$$

式中 $\mu_{A_i^i}(x_i)$ 和 $\mu_{B^i}(z)$ 分别表示 A_i^i 和 B^i 的模糊隶属度函数;算子“*”可定义为“乘积”或“取小”运算.

根据重心法,模糊系统输出可表示为

$$z = \frac{\sum_{j=1}^M \bar{z}^j \mu_{A_x, R_j}(\bar{z}^j)}{\sum_{j=1}^M \mu_{A_x, R_j}(\bar{z}^j)}. \quad (2)$$

式中 $\bar{z}^j$ 是 R 中的 $\mu_{B^j}(z)$ 达最大值的点.

定义 1^[1] 由 Singleton 模糊化、乘积推理、用重心法解模糊、高斯型隶属度函数组成的模糊系统集合构造了下面形式的函数簇

$$f(x) = \frac{\sum_{j=1}^M \bar{z}^j \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i) \right)}{\sum_{j=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i) \right)}. \quad (3)$$

其中, $f: U \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U; \mu_{A_i^j}(x_i)$ 是高斯隶属度函数,定义如下:

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = a_i^j \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right]. \quad (4)$$

其中 $a_i^j, \bar{x}_i^j, \sigma_i^j$ 都是实参数.

若视 $p_j(x) = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i) / \sum_{j=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i) \right), j = 1, 2, \dots, M$, 为基函数神经元, $\bar{z}^j$ 是常数, 视为权值, 则式(3) $f(x)$ 可视为基函数的线性组合, 即模糊系统等效于 FBF 扩展——模糊基函数神经网络(FBFNN):

$$f(x) = \sum_{j=1}^M p_j(x) \theta_j. \quad (5)$$

这里 $\theta_j \in \mathbb{R}$ 为常数.

可见,一个 FBF 相应于一条模糊 IF-THEN 规则,模糊基函数融合控制可表示为上述的模糊控制规则.若视 $p_j(x)$ 中所有的参数 $a_i^j, \bar{x}_i^j, \sigma_i^j$ 为自由参数,则 FBF 扩展是参数的非线性函数.文[1]中提出了用 OLS 学习算法来压缩数据对形式的映射规则.但这种算法在多维的情况下无法使用.为此,下面给出改进的 OLS 学习算法.

3 模糊基函数的改进的 OLS 学习算法

将模糊基函数扩展式(5)视为线性回归模型的矩阵形式

$$d = P\theta + e. \quad (6)$$

其中 $d = [d(1), \dots, d(n)]^T$ 是系统的输出, $P = [P_1, \dots, P_M]$ 为回归因子,且 $p_i = [p_i(1), \dots, p_i(n)]^T, \theta = [\theta_1, \dots, \theta_M]^T$ 为实参数, $e = [e(1), \dots, e(n)]^T$ 是误差.

1) 初始 FBF 的确定.

选择 N 个初始的 $p_j(x)$. 为保证最终的 FBF 均匀地覆盖输入域,取 $\sigma_i^j = [\max(x_i^0(k), k = 1, 2, \dots, M) - \min(x_i^0(k), k = 1, 2, \dots, M)]/M_i$, 这里 $i = 1, \dots, n, j = 1, 2, \dots, M; M_i$ 为最终 FBF 扩展的 FBF 个数.

2) 选 FBF 的主分量.

第一步 对于每个 $i(1 \leq i \leq M)$, 计算

$$w_1^{(i)} = p_i, \quad (7)$$

$$g_1^{(i)} = (w_1^{(i)})^T d^0 / [(w_1^{(i)})^T w_1^{(i)}], \quad (8)$$

$$[\text{err}]_1^{(i)} = (g_1^{(i)})^2 (w_1^{(i)})^T w_1^{(i)} / (d^0 T d^0). \quad (9)$$

其中 $p_i = [p_i(x^0(1)), \dots, p_i(x^0(n))]^T$, $p_i(x^0(t))$ 由初始 FBF 确定的方法给定; $(x^0(t), d^0(t))$, $t = 1, \dots, n$ 为系统样本.

第 k ($2 \leq k \leq M_s$) 步 对于每个 i ($1 \leq i \leq M$ 且 $i \neq i_1, \dots, i \neq i_{k-1}$), 计算 $\alpha_{jk}^{(i)}$, $1 \leq j \leq k$, $w_1^{(i)}, g_k^{(i)}$ 为

$$\alpha_{jk}^{(i)} = w_j^T p_i / (w_j^T w_i), \quad 1 \leq j \leq k, \quad (10)$$

$$w_1^{(i)} = p_i - \sum_{j=1}^{k-1} \alpha_{jk}^{(i)} w_k, \quad (11)$$

$$g_k^{(i)} = (w_k^{(i)})^T d^0 / ((w_k^{(i)})^T w_k^{(i)}). \quad (12)$$

寻找

$$i_k = i_k^l | l' = \text{medium} \{ l | [\text{err}]_k^{(l')} = \max([\text{err}]_k^{(i)}, 1 \leq i \leq N, i \neq i_1, \dots, i \neq i_{k-1}) \}, \quad (13)$$

$$[\text{err}]_k^{(i_k)} = \max([\text{err}]_k^{(i)}, 1 \leq i \leq N, i \neq i_1, \dots, i \neq i_{k-1}), \quad (14)$$

并选择 $w_k = w_k^{(i_k)}, g_k = g_k^{(i_k)}$, 最后解三解矩阵方程

$$A^{(M_s)} \theta^{(M_s)} = g^{(M_s)}. \quad (15)$$

3) M_s 的调整.

调整 M_s , 若满足给定误差, 则结束, 否则增大 M_s , 重复步骤 1) ~ 3), 直到选择最小的 M_s 为止.

4 应用与实验

跟踪算法是某超视距雷达在强海杂波背景下实现目标跟踪的关键问题之一. 以往跟踪算法的共同特点是通过检测和估计目标运动特性来调整系统状态方程, 而这种模型的修正随着目标特性和环境的复杂化而趋于复杂. 即考虑的是系统的数学模型, 而对系统当前总的跟踪效果如何考虑的较少. 实际上, 系统目标跟踪器所处的跟踪状态, 才是较全面综合反映雷达本身的误差、模型误差、跟踪误差以及修正误差等. 本节应用 NN-FR Inter³ 融合控制, 主要解决跟踪系统目标跟踪状态的分类、规则库压缩以及 Bang-Bang 模糊跟踪器等问题, 从而提高系统的快速性和鲁棒性能.

1) 系统构成.

如图 2 所示, 系统由误差特性提取、跟踪状态的分类、目标运动特性识别以及跟踪器等环节组成.

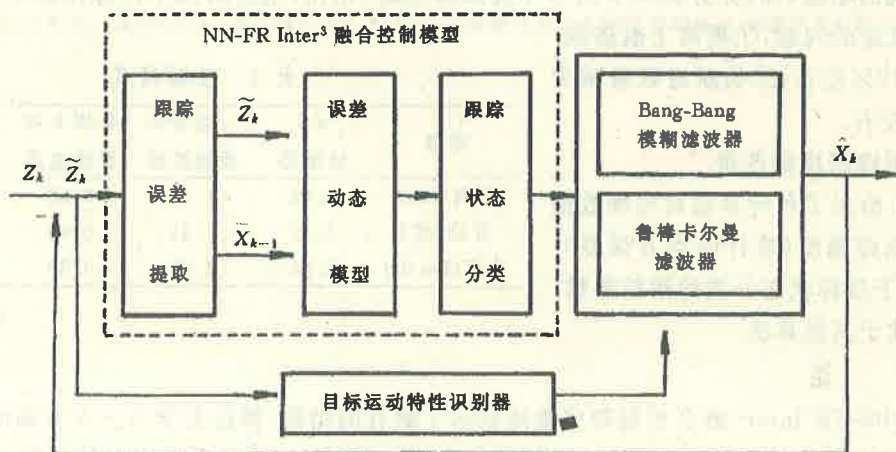


图 2 系统跟踪部分框图

1° 特征提取与误差模型:新息序列 $\{\tilde{Z}_k\}$ 和二次新息序列 $\{\bar{X}_{k-1}\}^{[2]}$, $\bar{X}_{k-1} = \hat{X}_{k-1} - \hat{X}_{k-1/k-2}$ 为特征提取量. 这里 $\{\bar{X}_{k-1}\}$ 表示的是 $k-1$ 时刻系统状态估值带来的新息. 根据上述特征量建立误差的动态模型(而不是以往的误差大小和变化率), 表示系统误差的变化趋势, 如发散、稳定、振荡、收敛等.

2° 跟踪状态的分类: 根据误差的动态模型, 系统跟踪状态分为六种: 航迹发散; 航迹振荡收敛; 航迹渐近收敛; 航迹收敛速度太慢; 航迹存在固定误差; 航迹跟踪误差属于正常范围.

3° 运动特性识别: 由鲁棒 BP-模糊融合学习环节把目标运动特性分为非机动、强机动、弱机动三个状态. 在鲁棒卡尔曼滤波中, 观测噪声表示为污染正态分布:

$v(k) = \lambda_1(k)\xi(k) + \lambda_2(k)\eta(k) + \lambda_3(k)\zeta(k)$, 其中 $\lambda_i (i=1, 2, 3)$ 是与 $\xi(k), \eta(k), \zeta(k)$ 独立的 0, 1 序列, 且 $\xi(k), \eta(k), \zeta(k)$ 分别为名义分布(非机动), 弱机动和强机动噪声分布. 这里 $\lambda_i (i=1, 2, 3)$ 是根据目标运动特性判别器结果而定的.

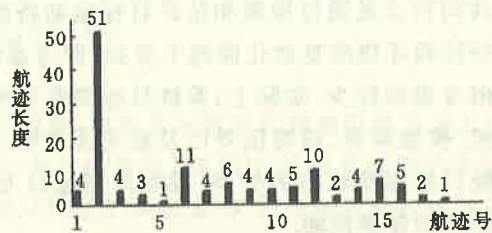
4° 跟踪器: 根据跟踪状态分类和目标运动特性的判别结果(除正常情况以外)采用不同的 Bang-Bang 模糊滤波器. 基于快速控制知识库(即广义开关函数)的 Bang-Bang 模糊滤波器具有快速鲁棒跟踪特性^[3]. 其基本思想是当系统受到强干扰时用鲁棒方法首先限制误差的发散, 并用 Bang-Bang 控制的方法使系统以最快的速度收敛到要求的误差范围. 即, 对于大误差采用 Bang-Bang 模糊滤波器, 对于小误差采用鲁棒卡尔曼跟踪器. 另外, 用 FBFNN 方法压缩经多年的现场实验建立的快速控制规则库, 以便实现快速处理.

2) 实验结果.

1° 跟踪航迹质量改善.



(a) 原系统航迹长度图



(b) 本系统航迹长度图

图 3 测飞机实验结果

数据来自现场实验. 总相关值计算用 10 个模糊基函数组成的网络完成. 基于分类的新系统与传统的系统(即, 无分类环节的卡尔曼跟踪系统)相比, 主要解决了目标跟踪不连续, 出现大量假航迹的问题: ①提高了航迹维持长度 12% 左右; ②伪航迹数量减少了 50% 左右.

2° 跟踪精度的改善.

表 1 给出了各种算法对现场数据进行的跟踪精度(统计的均方误差). 可见, 基于目标状态分类的跟踪器精度明显优于其他算法.

表 1 跟踪精度

参数	α - β 滤波器	一般卡尔 曼滤波器	鲁棒卡尔 曼滤波器	本跟踪 系统
距离(km)	1.94	1.26	0.68	0.31
方位(度)	1.62	1.41	0.94	0.47
速度(km/h)	5.86	4.93	0.80	0.29

5 结 论

1) NN-FR Inter³ 融合控制较完整地表示了融合的结构、算法及学习三个方面的统一.

2) 通过模糊基函数的融合控制, 可以实现复杂的控制规则的高精度函数逼近. 改进的

OLS 算法推广了原有算法在多维系统的应用.

3) 基于 NN-FR Inter³ 融合控制模型的多目标跟踪系统改善了系统的航迹质量和跟踪精度, 并为实现智能控制提供了一种可行的方法.

附言 本实验是在课题负责人刘永坦院士主持下进行的.

参 考 文 献

- 1 Wang, L. X. and Mendel, J. M.. Fuzzy basis function, universal approximation, and orthogonal least-squares learning. IEEE Trans. Neural Networks, 1992, 3(5): 807—814
- 2 刘永坦, 权太范. 一种多目标鲁棒跟踪器研究. 宇航学报, 1990, 11(3): 85—92
- 3 权太范, 袁业树等. 变结构快速鲁棒跟踪系统. 宇航学报, 1995, 16(4): 23—28

Neural-Fuzzy Inter³ Fusion Control

QUAN Taifan, YUAN Yeshu and ZUO Bin

(Department of Electronics and Communication, Haerbin Institute of Technology • Haerbin, 150001, PRC)

Abstract: The Inter³ fusion control model, which considers fusion structure, fusion algorithm and control in system, is presented in three layers such as application layer, representation layer and subnet layer. Then the fusion control is realized with the method of fuzzy basis function who's orthogonal least square learning algorithm is modified. At last, multitarget tracking based on the neural-fuzzy Inter³ fusion control model is discussed.

Key words: neural-fuzzy fusion; intelligent control; multitarget tracking

本文作者简介

权太范 1949 年生. 1977 年毕业于清华大学电机系, 硕士. 现任哈尔滨工业大学教授, 博士生导师, 系主任. 1990 年获得国家科技进步一等奖. 主要研究方向有神经-模糊融合, 鲁棒跟踪, 最优控制等.

袁业树 1951 年生. 副教授, 现任教研室主任. 1993—1994 年为英国里兹大学访问学者. 1990 年获得国家科技进步一等奖. 主要研究方向有雷达系统, 信号处理等.

周 斌 1970 年生. 1995 年毕业于哈尔滨工业大学, 硕士. 主要研究方向有神经-模糊融合, 智能信息处理, 计算机网络等.