

doi: 10.7690/bgzdh.2019.07.013

一种改进 T-S 模糊神经网络及其在装备保障力量动态部署中的应用

陈晓山, 张勇明, 毛 超

(海军工程大学作战运筹与规划系, 武汉 430033)

摘要: 为提高模糊神经网络的全局搜索能力和学习效率, 提出一种常规 T-S 模糊神经网络 (Takagi-Sugeno fuzzy neural network, T-S FNN) 的改进方法。将遗传算法引入常规 T-S FNN, 采用其搜索功能来确定 T-S FNN 的权值和参数, 建立装备保障力量动态部署模型, 对装备保障力量部署问题进行说明, 通过改进方法训练学习, 获取动态部署方案, 并对其进行比较与分析。结果表明: 该方法提高了自适应性和学习效率, 可为装备保障力量动态部署的快速辅助决策提供参考。

关键词: T-S 模型; 模糊神经网络; 遗传算法; 装备保障

中图分类号: TP202 **文献标志码:** A

An Improved T-S FNN and its Application in Dynamic Deployment of Equipment Support Unit

Chen Xiaoshan, Zhang Yongming, Mao Chao

(Department of Operational Research & Planning, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: For improving global searching ability and learning efficiency of fuzzy neural network, put forward the Takagi-Sugeno fuzzy neural network (T-S FNN) improved method. It uses genetic algorithms (GA) to fix the weight and system parameter of T-S FNN with GA's search function. The model of dynamic deployment of equipment support unit has been constituted and applied with the improved arithmetic, describe the equipment support unit deployment, then the project of dynamic deployment is achieved by training and learning. And carry out comparison and analysis. The results show that the method can enhances adaptability and learning efficiency of T-S FNN and can supply a quick-reference for the assistant decision of dynamic deployment of equipment support unit.

Keywords: Takagi-Sugeno model; fuzzy neural network (FNN); genetic algorithms (GA); equipment support

0 引言

模糊神经网络 (fuzzy neural network, FNN) 将神经网络与模糊理论结合, 可以处理模糊系统问题, 其中的 T-S 模糊神经网络 (T-S FNN) 是由 Takagi 和 Sugeno 提出的目前应用最多、研究最深入的神经网络模型之一。T-S FNN 的主要特点^[1-3]: 比一般神经网络模型有更强的表达能力, 当网络训练完毕后, 还可以从结构中抽取得到模糊规则, 进行其他基于模糊知识的模糊推理; 但是常规 T-S FNN 一般采用求导方法沿误差梯度下降来确定网络参数, 存在自适应性能不足、实时性差、网络收敛性差的问题, 导致常规 T-S 网络易陷入局部极小, 甚至可能无法正常工作, 学习速度比较慢, 特别是当样本大量增加时会急剧降低。

遗传算法 (genetic algorithms, GA) 是基于生物遗传和进化过程的计算方法, 具有简单、通用、适应性强等特点, 在很多领域得到了大量应用, 但是

常规 GA 不能保证得到全局最优解^[4]。

针对以上不足, 笔者提出将 GA 引入常规 T-S FNN 对其进行改进, 利用 GA 强大的搜索功能来确定 T-S FNN 的权值和系统参数, 二者结合可以有效地改善全局搜索能力和学习效率。笔者将改进方法应用于装备保障力量部署问题, 取得了研究实效。

1 T-S FNN 的改进方法

常规 n 输入单输出的 T-S FNN 的基本结构如图 1^[5]所示。

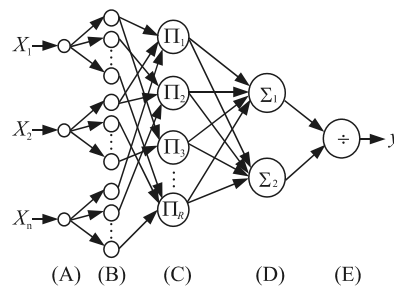


图 1 常规 T-S FNN 的基本结构

收稿日期: 2019-02-27; 修回日期: 2019-04-05

作者简介: 陈晓山 (1979—), 男, 湖北人, 博士, 副教授, 从事装备发展战略、装备综合保障、装备保障指挥自动化与辅助决策、装备战勤、装备保障训练、外军保障研究。E-mail: Chenhill_work@163.com。

对于 n 输入单输出的模糊系统，模糊规则的表达式形式为：

$$\text{IF: } x_1 \text{ is } A_1^j, \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^j, \dots, \text{ and } x_n \text{ is } A_n^j$$

$$\text{THEN: } y^j \text{ is } B^j$$

其中： $A_i^j (i=1, \dots, n)$ ； B^j 是模糊子集。

在结论部分用函数 $f_j(x_1, \dots, x_n)$ 代替模糊集 B^j 得到的模型即称为 T-S 模型， f_j 常取变量的线性组合：

$$g_j(x) = C_j^1 x_1 + C_j^2 x_2 + \dots + C_j^n x_n + C_j^0 \quad (1)$$

模型系统的输出由下式决定：

$$y = \frac{\sum_{j=1}^R \mu_j g_j}{\sum_{j=1}^R \mu_j} \quad (2)$$

其中： R 为规则数； μ_j 为每个规则的适用度，取值于每个条件项 x_i 隶属度的乘积。

对于上述模糊系统，结合前馈式神经网络来描述。如图 1，该网络共有 5 层，各层含义如下：

(A)：输入层；(B)：对应于模糊系统条件 IF 的模糊集，输出输入变量对应的模糊集隶属度；(C)：实现模糊集运算的功能，输出对应的每条规则的适用度 (u_j)；(D)：计算 $u_1 \left(\sum_{j=1}^R \mu_j g_j \right)$ 和 $u_2 \left(\sum_{j=1}^R \mu_j \right)$ ，和输出层(E)一起实现非模糊化功能；(E)：输出层。

原型 T-S FNN 训练一般采用沿总误差梯度下降方向进行，具体如下：

设 $y(k)$ 、 $y^*(k)$ 分别是第 k 个样本的实际输出和期望输出， P 是样本总数，误差函数和隶属函数分别取为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^P [y(k) - y^*(k)]^2 \quad (3)$$

$$\mu_{A_j}(x_i) = \exp\left(-\frac{(x_i - m_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (4)$$

其中，隶属函数取正态函数，即 m_{ij} 、 σ_{ij} 分别对应概念的中心值和概念的外延，是隶属函数最经常采用的一种的表示形式。

下面介绍引入 GA 来改进原型 T-S FNN 的方法，基本思想是利用 GA 的强大搜索能力来确定网络参数 C_{ki} 、 B_{ki} 和 g_j ，其编码如图 2 所示。

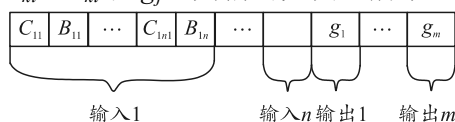


图 2 GA 改进 T-S FNN 参数编码

编码总长度为 $[2 \times (n_1 + n_2 + \dots + n_n) + m]$ ，其中： n 为输入维数； $n_i (i=1, \dots, n)$ 为输入 i 的划分个数； m 为输出个数 (规则个数)。每个参数在实数上取值。

关键操作步骤如下：

1) 交叉。

交叉与常用的 0-1 串类似，采取点交叉策略，即根据交叉概率，随机地从种群中选取一对要交叉个体，随机地选取基因交叉点，2 个个体对应部分进行互换，完成交叉。

2) 变异。

变异是让个体中的某些基因取值在其附近随机地改变。一般地，设父代个体在变异基因位的取值为 v ，则 $v = v + \alpha N(0,1)$ ， $N(0,1)$ 为标准随机变量， α 为变异速率。需要特别注意的是： α 的取值与 v 的取值有关，若 α 的取值和 v 相比较大的话，则遗传算法变为一种随机搜索，失去了“遗传”的优势。

3) 适值函数。

适值函数是个体对环境的适应能力的表示。在此，环境即用于训练模糊神经网络的样本，每个个体代表一个模糊神经网络模型，把个体基因位上的数值 (C_{ki} 、 B_{ki} 和 g_j) 代入网络中。对于每个个体所代表的模糊神经网络，每个样本都有一个“预测”输出值。用所有样本的实际输出与预测输出的平方和来表示个体与环境 (样本) 的吻合程度，即适应值。一般地，适应值越小，个体适应能力越强^[6]。其他操作步骤，如选择算子、遗传参数的选择等，与一般的遗传算法方法类似，不再赘述。

2 装备保障力量部署问题应用实例

在考虑装备保障力量部署问题时，重要的参考要素包括作战类型、战场态势、敌情威胁、自身保障能力和手段、自然条件等^[7]；本节涉及的装备保障力量部署问题建模的基本数学描述，对其进行了很多军事情态的假设处理，只体现主要影响因素，不做具体阐述；然后说明了实现过程和结果，并进行了比较与分析。

2.1 建模与分析

把一定时空内装备保障力量可能的部署区域划分为 s 个小区域 (不可再分的基本区域单位)，每个小区域保障对象发生装备战损的概率 $P = [p_1, p_2, \dots, p_s]$ ，危险系数 $D = [d_1, d_2, \dots, d_s]$ ，位于该区域保障对象的重要程度 $W = [w_1, w_2, \dots, w_s]$ ，区域 $i (i=1, \dots, s)$ 到区域 $j (j=1, \dots, s)$ 所需的机动和展开时

$$\text{间 } T = \begin{bmatrix} t_{11}, & t_{12}, & \dots, & t_{1s} \\ t_{21}, & t_{22}, & \dots, & t_{2s} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ t_{s1}, & t_{s2}, & \dots, & t_{ss} \end{bmatrix} \quad (i=j \text{ 时}, t_{ij}=0); \text{ 现有 } m$$

个单元的装备保障力量，每个单元的保障能力 $E=[e_1, e_2, \dots, e_m]$ ，机动能力 $M=[m_1, m_2, \dots, m_m]$ 。部署目标：从 s 个小区域中选择 m 个对装备保障力量单元进行配置，要求兼顾任务的完成和保障力量的安全性。

上述问题在形式化描述上并不复杂，但是在实际解决时却十分困难。以问题描述为例，若区域数量 s 和装备保障力量单元数 m 很大且实际情况中 I 、 T 经常随机变化，那么，如何在最需要的位置部署力量又考虑到可能面临的危险，以及付出的时间代价和保障对象的需求，将会面临计算量的爆炸式增长和陷入 NP 难题。此外，对于装备战损的概率、危险系数、重要程度等量值，往往是不能够完全定量分析的，需要引入带有模糊性的评估方法(如专家评价)，使得问题更加具有不确定性。

用于分析处理该实例问题的经典数学方法有分支定界法、松弛法、割平面法、外部近似法等，但它们在计算量的爆炸式增长和陷入 NP 难题的时候，往往得到的只是局部最优解。前文已说明过常规 T-S FNN 易陷入极小，而且常规遗传算法也不能保证得到全局最优解，而将这 2 种算法组合，则可以有效地改善全局搜索能力和学习效率，并避开建立复杂模型的困难。

2.2 实现过程与结果

利用实时分布式军事演习模拟系统，仿照某实地区域构造了一处滨海地域，根据其地形、海情、海陆交通、水文、气象等将其划分为 63 个基本区域 (7×9)，预计投入 5 个单元的装备保障力量，即 $s=63$ ， $m=5$ 。

根据国内外作战、演习和训练资料，抽象量化了 113 组训练样本，将其进行归一化标准处理；为了弥补训练样本的不足，还利用专家知识人为构造了 94 组训练样本，则训练样本共 207 组。

对于每个区域，其状态有选中和未选中 2 种，定义决策变量 S 对应每个区域的选择状态：

$$S_i = \begin{cases} 1, & \text{该区域被选中} \\ 0, & \text{该区域未被选中} \end{cases} \quad (i=1, \dots, s).$$

对于第 i 个区域的第 j 个装备保障力量单元，网络的输入向量：

$$I_{ij} = [p_i, d_i, w_i, t_{i1}, \dots, t_{i(i-1)}, t_{i(i+1)}, \dots, t_{is}, e_j, m_j] \quad (i=1, \dots, 63; j=1, \dots, 5).$$

网络的输入节点为 68 个，对应输入向量 I_{ij} ；输出节点为 2 个，设置一个二元组 T ，其构造形式为 $O=(S_i, j)$ ，分别对应于决策变量 S_i 和装备保障力量单元代码 j 。设置一个 2 维数组来记录各个区域输出节点的状态 O ，从数组即可得知最终选中区域所配置的单元代码。在操作过程中采取了技术方法，使得某区域必须在选中的情况下才可以部署力量。将 207 组训练样本投入网络，使用改进方法进行学习，经过 876 回合训练，达到期望误差阈值(设置为小于或等于 0.1)，训练完毕。

利用训练好的网络进行了 2 个实例的具体应用：1) 保持虚拟部署地域的设置不变，想定一个虚拟部署场景并在模拟系统上构造了模拟军事单位，请专家在此想定背景下制定部署方案与计算方案对照(实例 I)；2) 对某实地区域(虚拟部署地域的参照区域)进行的一次实兵演练及计算，并与当时制定的实际部署方案进行对照(实例 II)。这 2 个实例的决策结果如表 1 所示。这 2 个实例中， P 、 D 、 W 、 E 、 M 等因素不同，即部署方案是动态调整的。

表 1 实例结果对照

实例 I				实例 II			
专家方案		计算方案		实际方案		计算方案	
选择区域	部署单元	选择区域	部署单元	选择区域	部署单元	选择区域	部署单元
2	4	2	4	8	3	9	3
16	2	17	3	10	4	10	4
19	5	19	5	14	1	12	2
41	3	40	2	29	2	29	1
50	1	50	1	40	5	41	5

2.3 比较与分析

从表 1 中可以看出，2 个实例中的计算方案与模拟情况下的专家方案和实兵演练方案均十分接近。分析产生差异的原因：一些被选中区域的自然环境情况十分接近，或者待部署单元的保障能力和机动能力差别不大；计算方案体现了训练样本中的共性知识，而专家方案和实兵演练方案却更多体现了人为的决策因素，尤其在实例 II 中为了达成特定目的，当时的决策人员采用了一定的冒险策略。

使用常规 T-S FNN 对上例进行实现(采用与以上改进方法相同的网络结构和样本数据集)，结果和其他对比项如表 2 和表 3 所示。

表 2 改进算法与常规算法的计算结果比较

实例 I				实例 II			
改进算法方案		常规算法方案		改进算法方案		常规算法方案	
选择区域	部署单元	选择区域	部署单元	选择区域	部署单元	选择区域	部署单元
2	4	2	5	9	3	9	4
17	3	18	2	10	4	10	3
19	5	22	4	12	2	15	1
40	2	41	3	29	1	33	2
50	1	47	1	41	5	34	5

表 3 改进算法与常规算法的其它性能比较(实例 I)

比较项	改进算法	常规算法
全局自适应性	完全	部分
学习时间	9'41"	12'14"
学习周期数	876	1 102
学习误差	0.082 324 1	0.097 135 6

从表 2 中可以看出：常规 T-S FNN 也基本可以完成部署方案计算，但其偏差较改进方法大，经分析发现出现了局部极值的情况。

表 3 中比较了改进方法和常规方法在实例 I 的实现过程中的其他方面性能。可以看出：改进算法与原型算法相比，具有很好的全局自适应搜索能力，学习效率大大提高(时间节省了 20.16%，周期数减少了 20.51%)，且前者的学习能力更好，学习误差更低。

需要说明的是，在实际操作过程中，对一些难以量化的指标，输入数据时采用了专家评价方法，并进行了群决策数据融合处理。当初始数据确定后，计算方法就显示巨大的优势：实例 I 前期的数据处理和计算出方案耗时仅约 2 min(依托现有模拟系统并加载自编程序)，而 7 位专家经过了近 40 min 的

讨论才最终得出了结论，这对于高时效性要求军事决策有重要意义。改进方法可以在短时间内以较好的效果得到决策结果，从而快速为决策人员提供参考依据。

3 结束语

笔者用 GA 结合常规 TS 模糊神经网络对其进行改进，相对容易实现，能在保证基本需求的前提下，同时具有较高的效率和自适应程度，具有实用价值。以后的主要研究方向：研究分布式专家评价方法，以及定性因素评价的融合处理丰富；更加广泛的样本收集和系统化、标准化处理，拓宽和丰富知识来源，特别是处理非常规态势的能力。

参考文献：

- [1] 陈薇, 程航, 郑涛. 基于 T-S 模糊神经网络的 AGV 轨迹跟踪研究[J]. 化工自动化及仪表, 2016, 43(4): 367-369.
- [2] 成枢, 荆晓宇, 李圳. 基于 T-S 模糊神经网络的变形预报研究[J]. 测绘工程, 2018, 27(1): 37-41.
- [3] 董超, 胡艳珍, 李晨光. 基于改进的 T-S 模糊神经网络循环冷却水腐蚀预测[J]. 化工自动化及仪表, 2018, 45(1): 51-55.
- [4] 韩奎奎, 谢在鹏, 吕鑫. 一种基于改进遗传算法的雾计算任务调度策略[J]. 计算机科学, 2018, 45(4): 137-142.
- [5] 伍世度, 徐军. 动态模糊神经网络: 设计与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 39-40.
- [6] 郭忠伟, 李赵建伟, 周兆才, 等. 基于 BP 神经网络和实验数据的火力打击效能预测[J]. 兵工自动化, 2018, 37(8): 48-50.
- [7] 李智舜. 军事装备保障学教程[M]. 北京: 军事科学出版社, 2012: 79-80.
- [8] 王云, 邵将, 曾晨晖, 等. 航空电子产品基于故障物理的可靠性工程技术[C]//探索创新交流, 北京: 中国航空学会, 2010.
- [9] 赵宇. 可靠性数据分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 190-195.
- [10] 张佳, 张伟, 梅冰. 系统性能退化与可靠性评估[J]. 战术导弹技术, 2011(6): 55-59.
- [11] LU H, KOLARIK W J, LU S. Real time performance reliability prediction[J]. IEEE Transaction on Reliability, 2001, 50(4): 353-357.
- [12] ZHAO J Y, LIU F. Reliability assessment of the metallized film capacitors from degradation data[J]. Microelectronics Reliability, 2007, 47(2): 434-436.
- [13] 张辉, 王陶, 李明, 等. 基于功能仿真的电子产品性能退化分析方法[J]. 装备环境工程, 2014(5): 43-48.
- [14] CHEN Z H, ZHENG S R. Lifetime distribution based degradation analysis[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2005, 54(1): 3-10.
- [15] 尤琦, 赵宇, 胡广平. 基于时序模型的加速退化数据可靠性评估[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 3(2): 328-332.
- [16] 庄奕琪. 电子设计可靠性工程[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2014: 567.
- [17] 郭琦. 基于性能退化数据的可靠性评估方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2015: 10-11.
- [18] 恩云飞, 来萍, 李少平. 电子元器件失效分析技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015: 190-200.
- [19] TANG S J, YU C Q, FENG Y B, et al. Remaining useful life estimation based on Wiener degradation processes with random failure threshold[J]. Journal of Central South University, 2016, 23(9): 2230-2241.
- [20] 任焯. 环境试验下铝电解电容器参数实时采集系统的设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2013: 10-22.
- [21] 杨立峰, 吕卫民, 肖阳. 基于故障机理和伪失效寿命的电子产品剩余寿命预测[J]. 海军航空工程学院学报, 2017, 32(2): 246-250.

(上接第 55 页)