

文章编号: 1001-0920(2012)06-0933-04

一种模糊推理过程神经网络及其应用研究

许少华^{1,2}, 庞跃武¹, 何新贵²

(1. 东北石油大学 计算机与信息技术学院, 黑龙江 大庆 163318; 2. 北京大学 信息科学技术学院, 北京 100871)

摘要: 针对带有过程性模糊信息或动态领域规则的时变信息处理问题, 提出一种模糊推理过程神经网络. 该模型将模糊过程推理规则与数值型过程神经网络的动态信息处理机制相结合, 将推理规则表示为过程神经元. 利用过程神经网络的学习性质来实现对过程性定量与定性混合信息的自适应处理. 分析了模糊推理过程神经网络的信息处理机制, 并给出了相应的学习算法. 以抽油机平衡诊断为例, 实验结果验证了所提出模型和算法的有效性.

关键词: 模糊过程神经元; 推理规则; 模糊推理过程神经网络; 学习算法; 实际应用

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Research on fuzzy reasoning process neural network and its application

XU Shao-hua^{1,2}, PANG Yue-wu¹, HE Xin-gui²

(1. School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China;

2. School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China.

Correspondent: XU Shao-hua, E-mail: xush62@163.com)

Abstract: For dynamic information processing problems with process fuzzy information and dynamic domain rules, a fuzzy reasoning process neural network(FRPNN) is proposed in the paper. FRPNN combines fuzzy process reasoning rules with dynamic information processing mechanism of numerical PNN, representing reasoning rules as process neurons, and implements self-adaptive processing to the process quantitative and qualitative mixed information using learning mechanism of PNN. The information processing mechanism of FRPNN is analyzed, and the learning algorithm is given. Taking pumping unit balance diagnosis as example, application results show the effectiveness of the model and the algorithm.

Key words: fuzzy process neuron; reasoning rule; fuzzy reasoning process neural network; learning algorithm; application

1 引言

在实际工程与科学研究中, 许多非线性动态系统信息处理的对象往往是时变数值信号和带有过程性模糊规则信息的结合. 一些多信号源信息处理系统所接受的信号既有数值型的过程信号, 如由各种传感器所获得的时变采样信号, 也有从具体的实际问题或领域专家知识获得的过程性定性信息. 目前, 针对模糊信息的处理已有许多模糊系统或模糊神经网络模型, 例如: Mamdani 模糊模型^[1], Sugeno 模糊推理模型^[2], 模糊计算网络^[3]等; 而对于非线性时变信号的信息处理, 一些学者也提出了若干神经网络模型, 如: 延时单元网络^[4], 动态循环网络^[5]等. 但针对同时具有时变

数值信号与模糊过程信息相混合的动态系统还缺乏直接的信息处理模型. 何新贵等人^[6]提出了一种可对时变信号直接进行处理的过程神经网络模型. 该网络模型的输入、输出以及网络连接权均可以是时变函数, 其聚合运算和激励可同时反映多输入时变信号的空间加权聚合和对时间过程效应的累积. 因此, 将目前已经成熟的模糊信息处理理论和过程神经网络信息处理机制相结合, 构造一种能对模糊过程信息进行处理的人工神经网络模型, 可提高对同时具有定量与定性混合过程信息问题的综合描述和分析处理能力.

本文将模糊过程推理规则表示为过程神经元, 按照模糊逻辑关系建立了一种具有学习机制的模糊推

收稿日期: 2010-11-04; 修回日期: 2011-02-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60473051); 中国石油科技创新基金项目(2010D-5006-0302).

作者简介: 许少华(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事模式识别、神经网络等研究; 何新贵(1938—), 男, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 从事模糊逻辑、神经网络等研究.

理过程神经网络模型 (FRPNN). FRPNN 可综合过程神经网络对时变信息的非线性变换机制和学习性质, 以及模糊系统的推理能力. 它对实际问题的适应性可通过选择适当的模糊聚合算子和信息传递关系来实现. FRPNN 将传统模糊神经网络的模糊函数映像关系推广为模糊泛函映像, 并且对于模糊动态系统的知识表示和规则挖掘、模糊过程信号分类以及模糊过程控制等问题的求解在机制上具有较好的适应性.

2 模糊推理过程神经

将模糊推理过程神经元 (FRPN) 在语义上表示为一个模糊加权过程推理的规则, 其中前提和结论是包含过程信息的模糊集作为变元的模糊谓词. 在这类模糊过程神经元中, 论域的“过程知识”是通过一个模糊逻辑规则表达的, 模糊过程输入信息经加权聚合后输出一个模糊谓词, 当其真度大于某一可应用阈限时, 按照模糊过程推理规则产生一个相应的“过程动作”. FRPN 的结构如图 1 所示.

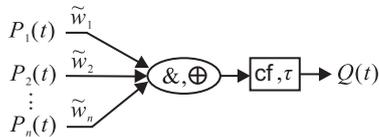


图 1 过程神经元

图 1 中: $P_i(t)$ 为模糊过程输入谓词, $Q(t)$ 为模糊结论谓词, 均取真值于 $[0, 1]$ 范围内; “&”和“ \oplus ”分别为 FRPN 的模糊时、空聚合算子; 模糊连接权 \tilde{w}_i 为第 i 个前提在模糊过程推理中的权重, 满足 $\tilde{w}_i \geq 0$ 且 $\sum_{i=1}^n \tilde{w}_i = 1$; cf 为推理规则的置信度 ($0 < cf \leq 1$); τ 为可应用阈限 ($0 < \tau \leq 1$), 即当前提的真度 $r = \sum_{i=1}^n \tilde{w}_i * T(P_i(t))$ 大于等于 τ 时, 该规则即可应用, 这里 $T(P_i(t)) (i = 1, 2, \dots, n)$ 为 $P_i(t)$ 的真度.

由图 1 可知, FRPN 描述的模糊过程推理规则可表示为

$$\tilde{w}_1 \& P_1(t) \oplus \tilde{w}_2 \& P_2(t) \oplus \dots \oplus \tilde{w}_n \& P_n(t) \rightarrow Q(t), cf, \tau. \quad (1)$$

3 FRPNN 模型

FRPNN 是由若干个 FRPN 按照一定的推理规则和结构关系构成的网络模型. 设系统包含 n 个模糊过程推理的前提, m 个推理结论, 网络结构如图 2 所示.

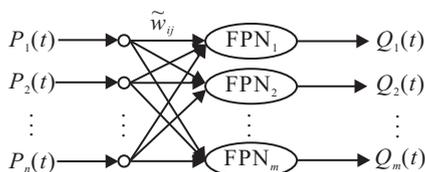


图 2 FRPNN 模型

图 2 中: $FPN_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 为由式 (2) 定义的 FRPN; $P_i(t) (i = 1, 2, \dots, n)$ 为含有过程信息的模糊输入谓词, 即模糊过程推理的前提; $Q_j(t) (j = 1, 2, \dots, m)$ 为网络输出, 即模糊推理的结论; \tilde{w}_{ij} 为网络连接权, 表示各前提对推理结果的重要程度且满足 $0 \leq \tilde{w}_{ij} \leq 1, \sum_{i=1}^n \tilde{w}_{ij} = 1$.

4 学习算法

FRPNN 的推理过程等价于如下方程组的真值计算问题:

$$\begin{cases} cf_1 * (\tilde{w}_{11} \& T(P_1(t)) \oplus \dots \oplus \tilde{w}_{1n} \& T(P_n(t))) = T(Q_1(t)), \\ cf_2 * (\tilde{w}_{21} \& T(P_1(t)) \oplus \dots \oplus \tilde{w}_{2n} \& T(P_n(t))) = T(Q_2(t)) \\ \vdots \\ cf_m * (\tilde{w}_{m1} \& T(P_1(t)) \oplus \dots \oplus \tilde{w}_{mn} \& T(P_n(t))) = T(Q_m(t)). \end{cases} \quad (2)$$

其中: cf_j 为第 j 条模糊推理规则的置信因子, $T(P_i(t))$ 为前提 $P_i(t)$ 的真度, $T(Q_j(t))$ 为结论 $Q_j(t)$ 的真度.

FRPNN 的学习过程是根据已知的一些事实, 在关于谓词真度 $T(P_1(t)), T(P_2(t)), \dots, T(P_n(t)), T(Q_1(t)), T(Q_2(t)), \dots, T(Q_m(t))$ 的若干组合理值中反过来求一组权系数 $\tilde{w}_{ij} (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m)$, 使之满足式 (2). 设有 K 组推理事实, 则可得包含 $n \times m$ 个未知数的有 $m \times K$ 个方程的方程组. 这是一个特殊的“线性”方程组, 可将其转换为一个线性规划的求解问题, 同时满足真值在 $[0, 1]$ 范围内的约束.

为满足网络的泛化要求, 训练中提供学习的样本一般较多, 故本文仅考虑 $k > n$ 的情形. 因此, 网络参数的确定需要解一个超定线性方程组. 根据加权模糊逻辑推理的含义, 式 (2) 可写为如下形式的超定方程组:

$$\begin{cases} T_{11}w_{11} + T_{12}w_{12} + \dots + T_{1n}w_{1n} = T_{11}/cf_1, \\ \vdots \\ T_{11}w_{n1} + T_{12}w_{n2} + \dots + T_{1n}w_{nn} = T_{1n}/cf_n, \\ \vdots \\ T_{k1}w_{11} + T_{k2}w_{12} + \dots + T_{kn}w_{1n} = T_{k1}/cf_1, \\ \vdots \\ T_{k1}w_{n1} + T_{k2}w_{n2} + \dots + T_{kn}w_{nn} = T_{kn}/cf_n. \end{cases} \quad (3)$$

解上述方程组可视为线性规划求解问题.

定义误差方程

$$R_{ij} = \sum_{p=1}^n T_{ip}w_{jp} - T_{ij}/cf_j, \quad i = 1, 2, \dots, k, j = 1, 2, \dots, n. \quad (4)$$

根据最小二乘原理使式(4)误差平方和最小,即

$$\min Q(w_{11}, w_{12}, \dots, w_{nn}) = \min \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n R_{ij}^2 = \min \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \left(\sum_{p=1}^n T_{ip}w_{jp} - T_{ij}/cf_j \right)^2. \quad (5)$$

由多元函数极值应满足的充分条件,有

$$\frac{\partial Q}{\partial w_{rs}} = 2 \sum_{i=1}^k \left(\sum_{j=1}^n T_{ij}w_{rj} - T_{ir}/cf_r \right) T_{is} = 2 \left(\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n T_{ij}T_{is}w_{rj} - \sum_{i=1}^k T_{ir}T_{is}/cf_r \right) = 0, \quad (6)$$

经整理可得

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n T_{ij}T_{is}w_{rj} = \sum_{i=1}^k T_{ir}T_{is}/cf_r, \quad r, s = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

若记

$$C_{sj} = \sum_{i=1}^k T_{ij}T_{is}, \quad D_{sr} = \sum_{i=1}^k T_{ir}T_{is}/cf_r,$$

则式(7)可表示为

$$\sum_{j=1}^n C_{sj}w_{rj} = D_{sr}, \quad s, r = 1, 2, \dots, n. \quad (8)$$

式(8)为含有 n^2 个未知数的 n^2 个方程的正规方程组,至此,完成了超定方程组向正规方程组的转换.对于式(8),已有很多成熟的解法.本文采用高斯-塞德尔迭代法^[7],迭代式如下:

$$\begin{cases} w_{11}^{(k+1)} = -\frac{C_{12}}{C_{11}}w_{12}^{(k)} - \dots - \frac{C_{1n}}{C_{11}}w_{1n}^{(k)} + \frac{D_{11}}{C_{11}}, \\ \vdots \\ w_{1n}^{(k+1)} = -\frac{C_{n1}}{C_{nn}}w_{11}^{(k+1)} - \dots - \frac{C_{nn-1}}{C_{nn}}w_{1n-1}^{(k+1)} + \frac{D_{n1}}{C_{nn}}, \\ \vdots \\ w_{n1}^{(k+1)} = -\frac{C_{12}}{C_{11}}w_{n2}^{(k)} - \dots - \frac{C_{1n}}{C_{11}}w_{nn}^{(k)} + \frac{D_{1n}}{C_{11}}, \\ \vdots \\ w_{nn}^{(k+1)} = -\frac{C_{n1}}{C_{nn}}w_{n1}^{(k+1)} - \dots - \frac{C_{nn-1}}{C_{nn}}w_{nn-1}^{(k+1)} + \frac{D_{nn}}{C_{nn}}. \end{cases} \quad (9)$$

式(9)的初始值可取(0,1)区间上的随机数.记 $W(k) = [w_{ij}^{(k)}] (i, j = 1, 2, \dots, n)$ 为经过 k 次迭代后的权值向量,若 $\|W(k+1) - W(k)\| < \varepsilon$,则迭代终止,其中 $\varepsilon > 0$ 为给定的迭代精度.

关于高斯-塞德尔迭代算法的收敛性,文献[7]表明,若系数矩阵具有严格对角占优性,则对于任意初始向量,高-塞迭代算法均收敛.因此,构造迭代式前可先对正规方程组(8)进行同解变换,使其系数矩阵呈严格对角占优;然后再按式(9)构造出具体的高-塞迭代式.

5 在抽油机平衡诊断中的应用

抽油机是油田开发生产的主要设备,长期在野外全天候运转.目前,油田主要采用的游梁式抽油机在运行一段时间后会产生产不平衡,直接影响到抽油机的系统效率和使用寿命.因此,在抽油机使用中应进行实时平衡状况诊断和适时的调节平衡.抽油机平衡状况分为基本平衡、中度不平衡和严重不平衡3种情况.根据理论分析和现场统计结果,能反应抽油机平衡状况的主要变量是抽油机进行往复周期运动时以天(24h)为单位记录的电机电流曲线,资料处理时可归一化为[0,1]区间上的曲线.典型的电流曲线 $m_j(t)$ ($j = 1, 2, 3$)如图3所示.

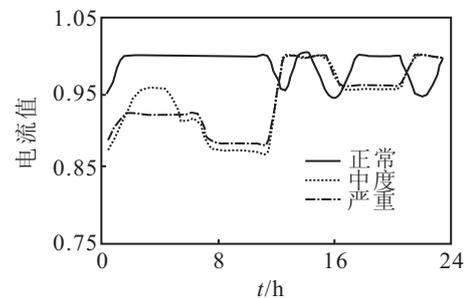


图3 典型电流曲线

采用FRPNN进行抽油机平衡状况自动诊断.网络输入谓词为按天记录的电流曲线,输出谓词为抽油机平衡状况,即基本平衡、中度不平衡和严重不平衡,分别对应 $j = 1, j = 2$ 和 $j = 3$.采用高斯隶属度函数对网络输入进行模糊化处理,即

$$\mu_{A_j}(x(t)) = \exp \left(- \left(\frac{\|x(t) - m_j(t)\|}{\sigma_j^2} \right)^2 \right), \quad t \in [0, 1]. \quad (10)$$

其中: $x(t)$ 为抽油机电机电流函数, σ 为电流函数的均方差.

由高斯隶属度函数的定义,在对归一化连续输入信号进行模糊化处理时,具有对输入曲线与典型特征曲线进行模态相似性比对的特性.因此,可取训练集中同类函数样本隶属度的平均值作为规则真度.构造如图4所示的FRPNN模型.

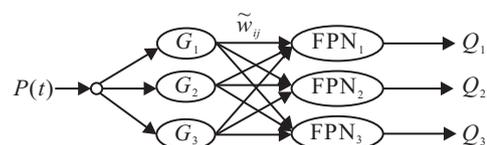


图4 用于抽油机平衡状况诊断的FRPNN

从图4可以看出,输入函数经模糊化处理后形成3个新的输入谓词,加上3个输出谓词,该问题涉及的谓词共有6个,因此,可得到包含36个方程的超定方程组.针对训练集中3类函数样本,分别计算样本隶属度并求其平均值,得到各规则真度为0.81, 0.73, 0.87;规则应用阈限均取0.65.采用高斯-塞德尔迭代算法求解式(8),迭代精度取为0.01,最大学习次数为5000,网络迭代1056次后收敛.对测试集样本进行测试,30个样本有26个判对,正确率为86.7%.作为对比,采用过程神经网络^[8]基于相同训练函数样本集进行模式诊断,网络拓扑结构取为1-8-1,网络迭代822次后收敛.测试集30个样本有22个判对,正确率为73.3%.可见,FRPNN与过程神经网络相比,正确识别率有较大提高.

6 结 论

本文提出的模糊推理过程神经网络模型,将时域中的基于过程神经网络的定量信息处理技术与模糊逻辑推理方法结合起来,建立一种可处理定量与定性混合过程信息的融合信息处理模型.FRPNPNN可综合过程神经网络对时变信息的非线性变换能力和学习机制,以及模糊逻辑类似于人脑的推理判断能力,在实际中对于求解众多与过程有关的问题具有广泛的适用性.

参考文献(References)

[1] Mamdani E H. Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant[J]. Proc of IEEE, 1974, 21(12):

1585-1588.

- [2] Sugeno M. An introductory survey of fuzzy control[J]. Information Science, 1985, 36(1): 59-83.
- [3] 何新贵. 模糊知识处理的理论与技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998: 165-182.
(He X G. Fuzzy theories and fuzzy techniques in knowledge processing[M]. Beijing: National Defence Industrial Press, 1998: 165-182.)
- [4] Waibel A, Hanazawa T, Hinton G, et al. Phoneme recognition using time delay NN[J]. IEEE Trans on ASSP, 1989, 37(2): 328-339.
- [5] Draye J S, Pavisic D, Cheron G, et al. Dynamic recurrent NN: A dynamical analysis[J]. IEEE Trans on SMC: Part B, 1996, 26(2): 692-706.
- [6] 何新贵, 梁久祯. 过程神经网络的若干理论问题[J]. 中国工程科学, 2000, 2(12): 40-44.
(He X G, Liang J Z. Some theoretical issues on process neural networks[J]. Engineering Science, 2000, 2 (12): 40-44.)
- [7] 徐士良. 计算机常用算法[M]. 第2版. 北京: 清华大学出版社, 1995: 95-101.
(Xu S L. Computer common algorithms[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 1995: 95-101.)
- [8] 许少华, 何新贵. 过程神经网络一种基于函数正交基展开的学习算法[J]. 计算机学报, 2004, 27(5): 645-649.
(Xu S H, He X G. Learning algorithms of process neural networks based on orthogonal function basis expansion[J]. Chinese J of Computers, 2004, 27 (5): 645-650.)

(上接第932页)

- [10] Vikas Kawadia, Kumar P R. Power control in Ad-hoc networks: Theory, architecture, algorithm and implementation of the Compow protocol[C]. The 22nd Annual Joint Conf of the IEEE Computer and Communications. California: IEEE Societies, 2003: 459-469.
- [11] Marco Dorigo, Thomas Stutzle. Ant colony optimization[M]. Cambridge: The MIT Press, 2006: 71-83.
- [12] 梁华为, 陈万明, 李帅, 等. 一种无线传感器网络蚁群优化路由算法[J]. 传感器技术学报, 2007, 20(11): 2450-

2455.

- (Liang H W, Chen W M, Li S, et al. ACO-based routing algorithm for wireless sensor networks[J]. Chinese J of Sensors and Actuators, 2007, 20(11): 2450-2455.)
- [13] 郑巍, 刘三阳, 寇晓丽. 基于蚁群策略的无线传感器网络能量有效路由算法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(8): 1993-1996.
(Zheng W, Liu S Y, Kou X L. Energy efficient routing algorithm based on ant colony optimization for wireless sensor network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(8): 1993-1996.)