

基于递归聚类与相似性的模糊神经网络结构设计

李 微^{1,2}, 乔俊飞^{1,2}

(1. 北京工业大学信息学部, 北京 100124; 2. 计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124)

摘 要: 针对模糊神经网络结构设计问题, 提出一种基于递归聚类与相似性的结构设计方法. 首先, 提出以输出变化强度为导向、以结构细分为手段的递归聚类方法对网络初始结构进行设计. 其次, 通过计算模糊规则的相似性, 将高度相似的规则进行合并, 在保持良好精度的前提下, 对网络初始结构进行简化. 最后, 通过函数逼近、非线性系统辨识仿真实验验证了方法的可行性和有效性.

关键词: 模糊神经网络; 结构设计; 递归聚类; 相似性

中图分类号: TP 183

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2017)02-0210-07

doi: 10.11936/bjtxb2016040086

Structure Design of Fuzzy Neural Networks Based on Recursive Clustering and Similarity

LI Wei^{1,2}, QIAO Junfei^{1,2}

(1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing 100124, China)

Abstract: Facing the structure design problem of fuzzy neural networks (FNNs), this paper proposed a structure design approach based on the recursive clustering and similarity methods. First, a recursive clustering method to identify FNN structure was proposed. Guided by the strength of output variations and using the recursive sub-clustering as the means, the proposed method determined the initial network structure through recursive iterations. Second, maintaining a high accuracy, the method calculated the similarity degree between each pair of fuzzy rules and then merged highly similar rules to simplify the initialized structure of the FNN. Finally, numerical experiments in function approximation and nonlinear system identification were used to verify the feasibility and effectiveness of the proposed approach.

Key words: fuzzy neural networks; structure design; recursive clustering; similarity

模糊神经网络将模糊系统与神经网络相结合, 兼具良好的知识表达能力和强大的自学习能力, 是神经网络与模糊系统领域重要分支之一. 在模糊神经网络结构设计研究中, 聚类结构设计方法由于其原理简单、计算有效, 成为近 20 年来最活跃的研究方向之一, 并取得了丰硕的研究成果^[1-3].

现有聚类结构设计方法可分为一步聚类和两步聚类. 根据聚类所采用的训练数据不同, 一步聚类主要包括 3 种: 第 1 种为输入聚类, 如 Chen 等^[4]采用模糊 c 均值聚类和模糊划分有效性指标对输入数据进行聚类, 从而获得模糊神经网络模型. 然而, 由于其仅利用输入信息, 忽略了输出数据中与系统相

收稿日期: 2016-04-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61533002); 国家杰出青年科学基金资助项目(61225016); 北京市科技新星计划(Z131104000413007)

作者简介: 李 微(1985—), 女, 博士研究生, 主要从事智能信息处理方面的研究, E-mail: liwei_0609@163.com

关的信息,因此聚类在某种程度上不准确.第2种为合并输入输出聚类方法,如 Delgado 等^[5]将输入输出数据集视为整体形成一个新的数据集,并对该集合进行聚类.尽管该类方法考虑了输出信息,但当输出与输入数值存在较大差异时,无法采用相同的方式进行处理.第3种方法为加权的输入输出聚类方法^[6],该方法在第2种方法的基础上引入输出加权因子来权衡输出与输入数值的差异.然而,如何根据不同任务确定合适的加权因子是难以解决的问题.

目前,针对两步聚类结构设计方法的研究不多. Pedrycz 等^[7]提出了一种基于输出内容聚类的模糊模型设计方法.该方法首先定义输出内容,即每一类输出内容是数值相近的输出数据,然后对每一类相应的输入数据进行聚类.然而,对于每个输出内容,采用固定且相同的输入聚类个数难以满足系统辨识的要求,并且聚类个数需通过试错法确定,计算量大.针对上述问题, Wang 等^[8]提出了基于输出约束聚类的模糊模型设计方法.该方法利用分离性准则确定每个输出约束下的输入聚类个数,进而对输入进行聚类.然而,每个输出聚类相应的输入数据集可能与其他输入数据集高度重叠,难以对其进行划分.

聚类方法在本质上属于局部学习方法,采用梯度法进行参数学习后,可能产生相似的模糊规则,因此,需要对相似规则进行计算与合并,以获得简洁的网络结构,降低模型的复杂度. Chao 等^[9]提出最小值模糊规则相似度计算方法,其基本思想是将所有输入变量相似度最小值作为模糊规则相似度.但是,当各变量相似度相差较大时,最小值方法无法很好地区分模糊规则的相似性,进而影响相似规则的合并.

鉴于上述分析,文中提出一种递归聚类与相似性的模糊神经网络结构设计方法.该方法首先对输入进行聚类,通过每一类输出变化强度来判断该类是否需要结构细分,递归迭代这一细分过程直至所有类的输出变化强度都满足精度要求,并利用聚类结果对模糊神经网络初始结构进行设计.其次计算模糊规则的相似性,将高度相似的规则进行合并,以对网络结构进行简化,实现模糊神经网络结构设计.

1 模糊神经网络与问题描述

Mamdani 模糊神经网络是常用的模糊神经网络模型之一,其模糊规则表达式为

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_1^j, \dots, x_n \text{ is } A_n^j, \text{ THEN } y_j = w_j \quad (1)$$

式中: $j=1, 2, \dots, m$, m 为规则数; x_i ($i=1, 2, \dots, n$) 表示第 i 个输入变量, n 为输入变量个数; A_i^j 表示变量 x_i 的第 j 个模糊子集; y_j 为第 j 条规则的输出; w_j 为第 j 条规则结论部分参数.

不失一般性,对多输入单输出 Mamdani 模糊神经网络进行讨论,模型输出可表示为

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^m \bar{u}_j(\mathbf{x}) w_j \quad (2)$$

式中: y 为模型输出; $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为输入向量; \bar{u}_j 为第 j 条规则的前提部分输出,其计算式为

$$\bar{u}_j(\mathbf{x}) = \frac{u_j(\mathbf{x})}{\sum_{i=1}^m u_i(\mathbf{x})} \quad (3)$$

$$u_j(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n \mu_{ij}(x_i) = \prod_{i=1}^n \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \quad (4)$$

式中: μ_{ij} 为第 j 条规则关于变量 x_i 的高斯隶属函数; c_{ij} 与 σ_{ij} 分别为高斯函数的中心与宽度.

一般而言,模糊神经网络辨识问题可描述如下:对于一个未知的映射函数 $f: y = f(\mathbf{x})$,由已知的输入输出数据 $(\mathbf{x}(t), y(t))$ ($t=1, 2, \dots, T$) 中学习出一个能够最精确表示未知函数 f 的模糊神经网络模型.

2 模糊神经网络结构设计

2.1 基于递归聚类的网络结构设计

模糊神经网络辨识本质上是有监督学习问题,因此系统辨识的聚类方法应充分利用导师(输出)信号以满足系统辨识的特殊要求,即:当系统处于近似平滑区域时,粗糙聚类足以满足精度要求,以避免出现过拟合现象;当系统处于高度非线性区域时,需要较精细的类对该区域进行描述.

基于系统辨识的特殊聚类要求,提出递归聚类的 Mamdani 模糊神经网络结构设计方法.该递归聚类方法的基本思想是以输出变化强度为导向,以结构细分为手段的递归迭代过程.

首先,采用 k -均值方法^[10]将输入数据 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]$ 划分为 K 个类,其中

$$K = \left\lceil \frac{M - m}{\varepsilon} \right\rceil_+ \quad (5)$$

式中: $\lceil * \rceil_+$ 表示大于 $*$ 的最小整数函数; ε 表示聚类精度,该值可根据实际应用中模型精度要求来确

定,如可将其设置为输出信号均值的10%; m 和 M 分别为样本集中输出数据 $y(t)$ 的最小值和最大值.

$$\begin{cases} m = \min_{t=1,2,\dots,T} \{y(t)\} \\ M = \max_{t=1,2,\dots,T} \{y(t)\} \end{cases} \quad (6)$$

式(5)表明,将输出最大值与最小值之间的误差划分为 K 个类,使得每一类的输出变化强度均小于聚类精度,由此可以采用一条规则对该类进行描述.

其次,根据每一类输出变化强度,判断该类是否需要进一步划分.对于所获得的第 i 个类 $I_i(i=1,2,\dots,K)$,计算其输出数据信息集合

$$O_i = \{y(t) | x(t) \in I_i\} \quad (7)$$

计算 O_i 中输出信号的变化强度

$$\Delta_i = \sqrt{\frac{1}{n_i} \sum_{x(t) \in I_i} [y(t) - \bar{y}_i]^2} \quad (8)$$

式中: n_i 为 O_i 中输出信号的个数; \bar{y}_i 为 O_i 中输出信号的平均值,即

$$\bar{y}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x(t) \in I_i} y(t) \quad (9)$$

比较输出变化强度 Δ_i 和精度阈值的大小.如果 $\Delta_i \leq \varepsilon$,则表明第 i 个类的输出相对平滑,满足精度要求,不需要进一步划分;如果 $\Delta_i > \varepsilon$,则表明第 i 个类的输出非平滑或高度非线性,不满足精度要求,需要进一步划分.

假设第 i 类 I_i 不满足精度要求,需要进行子聚类,详细过程同上,其中最小值和最大值 m_i 和 M_i 为

$$\begin{cases} m_i = \min_{y(t) \in O_i} \{y(t)\} \\ M_i = \max_{y(t) \in O_i} \{y(t)\} \end{cases} \quad (10)$$

子聚类个数为

$$K_{si} = \left\lceil \frac{M_i - m_i}{\varepsilon} \right\rceil \quad (11)$$

根据上述方法判断 K_{si} 个类的输出强度是否满足精度要求,进而确定该类是否需要进一步划分.重复上述过程,经过有限次迭代后,自动获得合适的聚类,并且所有类的输出变化强度均满足精度要求,形成递归聚类方法.

递归聚类方法具有以下优点:1)利用输出信息指导聚类过程,属于有监督学习方法,使聚类更准确;2)满足系统辨识的特殊聚类要求,即在系统处于平滑区域时进行粗糙聚类,在高度非线性区域时进行精细聚类;3)能够自动确定合适的聚类个数,避免通过试错法获得,降低了算法的复

杂度.

假设利用递归聚类算法得到 H 个类,每个类作为模糊神经网络的一条模糊规则,聚类中心作为隶属函数的中心,聚类标准差作为隶属函数的宽度,从而获得网络的隶属函数.高斯函数中心与宽度为

$$\begin{aligned} c_{k_i} &= \frac{1}{n_k} \sum_{j=1}^{n_k} x_i(k_j) \\ \mathbf{c}_k &= (c_{k_1}, \dots, c_{k_n}) \\ i &= 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, H \quad (12) \\ \sigma_{k_i} &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{\frac{1}{n_k} \sum_{j=1}^{n_k} [x_i(k_j) - c_{k_i}]^2} \\ \boldsymbol{\sigma}_k &= (\sigma_{k_1}, \dots, \sigma_{k_n}) \\ i &= 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, H \quad (13) \end{aligned}$$

式中: n_k 为第 k 类训练样本的个数; k_j 为第 k 类第 j 个样本;高斯隶属函数中心与宽度分别为 $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_H]$, $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_H]$.模糊规则结论部分参数计算为

$$w_k = \frac{1}{n_k} \sum_{j=1}^{n_k} y(k_j) \quad k = 1, 2, \dots, H \quad (14)$$

基于高斯函数的中心、宽度和规则结论部分参数,根据式(2)~(4)即可建立Mamdani模糊神经网络的初始结构模型.

利用递归聚类算法获得Mamdani模糊神经网络结构后,需要对神经网络的参数进行辨识.文中采用梯度下降法^[11]学习参数.

首先,定义目标函数

$$E = \frac{1}{2} (y_d - y)^2 \quad (15)$$

式中: y_d 为系统实际输出; y 为Mamdani模糊神经网络输出.

参数学习的目的是使得期望目标函数 E 最小.根据附加动量项的梯度下降法学习连接权值 w_j ,则 w_j 更新为

$$\begin{aligned} w_j(t+1) &= w_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_j} + \zeta (w_j(t) - w_j(t-1)) = \\ &= w_j(t) + \eta (y_d - y) \bar{u}_j + \zeta (w_j(t) - w_j(t-1)) \end{aligned} \quad (16)$$

式中: η 为学习率; ζ 为动量项系数.

高斯函数中心与宽度更新公式分别为

$$c_{ij}(t+1) = c_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} + \zeta (c_{ij}(t) - c_{ij}(t-1)) \quad (17)$$

$$\frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = 2w_j(y - y_d) \cdot \frac{\left(\sum_{i \neq j}^r \alpha_i\right) \left(\prod_{k \neq i} \mu_{kj}\right) (x_i - c_{ij}) \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)}{\left(\sum_{i=1}^r \alpha_i\right)^2 \sigma_{ij}^2} \quad (18)$$

$$\sigma_{ij}(t+1) = \sigma_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} + \zeta(\sigma_{ij}(t) - \sigma_{ij}(t-1)) \quad (19)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} = 2w_j(y - y_d) \cdot \frac{\left(\sum_{i \neq j}^r \alpha_i\right) \left(\prod_{k \neq i} \mu_{kj}\right) (x_i - c_{ij})^2 \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right)}{\left(\sum_{i=1}^r \alpha_i\right)^2 \sigma_{ij}^3} \quad (20)$$

根据学习高斯隶属函数的中心、宽度以及规则结论部分连接权值, 从而得到 Mamdani 模糊神经网络初始模型。

基于上述介绍, 递归聚类 Mamdani 模糊神经网络结构设计算法归纳如下:

步骤 1 利用 k 均值聚类将输入样本划分为 K 类如式(5)。

步骤 2 根据每一类输出变化强度和聚类精度阈值的关系, 判断该类是否需要进一步划分。对于不满足精度要求的类进一步划分为 K_{si} 个类如式(11)。当所有类的输出变化强度都满足精度要求时, 停止聚类。

步骤 3 利用聚类结果获得 Mamdani 模糊神经网络的结构和初始参数。

步骤 4 采用梯度下降法对网络参数进行学习, 获得 Mamdani 模糊神经网络初始模型。

2.2 基于相似性的网络结构简化

经过递归聚类与梯度法获得的 Mamdani 模糊神经网络可能存在相似的模糊规则, 导致规则冗余。因此, 需要对相似规则进行合并。与文献[12]类似, 文中只考虑规则前提部分的相似性。

假设模糊神经网络的一对规则表述为

$$\text{IF } \mathbf{x} \text{ is } \mathbf{A}, \text{ THEN } y \text{ is } w_A \quad (21)$$

$$\text{IF } \mathbf{x} \text{ is } \mathbf{B}, \text{ THEN } y \text{ is } w_B \quad (22)$$

式中: \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 为输入空间 U 上 2 个多变量模糊集;

$U = \prod_{i=1}^n U_i = \prod_{i=1}^n [a_i, b_i] \subset \mathbb{R}^n$, a_i 和 b_i 分别为输入变量 x_i 的下限和上限; $\mathbf{A} = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$; $\mathbf{B} = B_1$

$\times B_2 \times \dots \times B_n$. \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的隶属函数分别为

$$u_A(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i}(x_i) \quad \mu_B(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n \mu_{B_i}(x_i) \quad (23)$$

根据相似性定义^[13], 模糊规则相似性的另一种计算方法为输入变量相应模糊集对的交集面积和与并集面积和的比值。因此, 提出交并集面积和的模糊规则相似性方法, 其计算式为

$$S(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{\sum_{i=1}^n M(A_i \cap B_i)}{\sum_{i=1}^n M(A_i \cup B_i)} \quad (24)$$

其中

$$M(A_i \cap B_i) = \int_{a_i}^{b_i} u_{A_i \cap B_i}(x_i) dx_i = \int_{a_i}^{b_i} \min\{u_{A_i}(x_i), \mu_{B_i}(x_i)\} dx_i \quad (25)$$

$$M(A_i \cup B_i) = \int_{a_i}^{b_i} u_{A_i \cup B_i}(x_i) dx_i = \int_{a_i}^{b_i} \max\{u_{A_i}(x_i), \mu_{B_i}(x_i)\} dx_i \quad (26)$$

式中: $S(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 表示 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 的相似度; $M(A_i \cap B_i)$ 和 $M(A_i \cup B_i)$ 分别表示 A_i 与 B_i 交集和并集的面积。

由式(24)可知, 与最小值模糊规则相似度计算方法相比, 交并集面积和相似性计算方法具有较好的可区分性, 能够更好地对模糊规则相似性进行计算。

基于模糊规则相似性的网络结构简化方法具体步骤如下:

首先, 利用式(24)~(26)计算所有对规则的相似度 S , 其中单变量模糊集相似性采用文献[14]提出的方法进行计算。

其次, 计算相似度最大值 $S_{\max} = \max S$, 并将其与相似度阈值 S_t 进行比较。通常相似度阈值设置为 0.6。如果 $S_{\max} > S_t$, 则将最大相似度所对应的 2 条模糊规则进行合并; 如果 $S_{\max} < S_t$, 则不进行合并。在相似规则合并过程中, 高斯函数中心、宽度以及结论部分参数都采用平均值进行计算^[4]。依据上述方法重新计算所有对规则相似度, 将大于阈值的最大相似度所对应的规则进行合并。重复上述过程, 直到最大相似度小于阈值时停止计算, 得到简化后的模糊神经网络。

最后, 为提高模型的精度, 再次利用梯度法对网络参数进行学习, 最终获得结构简洁、精度令人满意的 Mamdani 模糊神经网络。

基于上述介绍,相似规则计算与合并的模糊神经网络结构简化算法归纳如下:

步骤1 利用式(24)~(26)计算所有规则对的相似度 S .

步骤2 计算最大相似度 S_{max} , 将其与相似度阈值 S_1 进行比较, 若 $S_{max} > S_1$, 转到步骤3; 若 $S_{max} < S_1$, 转至步骤4.

步骤3 将最大相似度所对应的两条模糊规则进行合并, 重复步骤1~3直至最大相似度小于阈值.

步骤4 利用梯度法学习网络参数.

3 仿真实验

3.1 函数逼近

选取式(27)给出的函数进行研究:

$$y = 0.6\sin(\pi x) + 0.3\sin(3\pi x) + 0.1\sin(5\pi x) \quad (27)$$

式中 $x \in [-1, 1]$.

在定义域区间内按均匀分布随机产生200组输入输出数据作为样本, 其中100组用于训练模糊神经网络, 其余100组用于测试. 相似度阈值设为0.6. 利用所获得的 Mamdani 模糊神经网络对函数式(27)进行逼近, 逼近结果与逼近误差分别如图1、2所示, 几种不同方法的性能比较如表1所示.

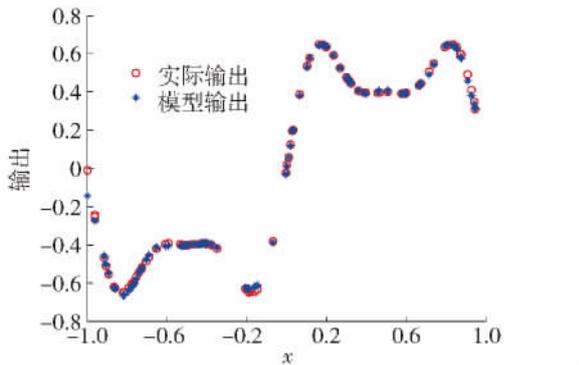


图1 Mamdani 模糊神经网络逼近效果
Fig.1 Approximation result of Mamdani FNN

图1给出了 Mamdani 模糊神经网络的逼近效果. 图2给出了相应逼近误差. 由图可知, 所获得的 Mamdani 模糊神经网络能够很好地逼近函数式(27). 在此实验中, 经过相似性计算后, 所有相似度均小于阈值, 因此, 无须对相似规则进行合并.

表1为几种不同方法在模糊规则数、参数个数、训练均方根误差(root mean square error, RMSE)及测试 RMSE 性能指标的比较. 通过表中数值对比可

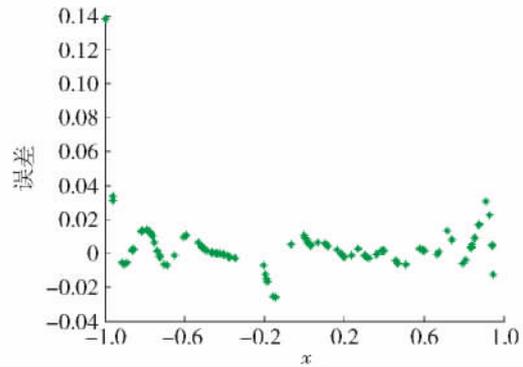


图2 Mamdani 模糊神经网络逼近误差
Fig.2 Approximation error of Mamdani FNN

表1 不同方法的性能对比

Table 1 Comparisons between different methods

方法	模糊规则数	参数个数	训练 RMSE	测试 RMSE
Wang 等 ^[8]	8	24	0.024 1	0.049 2
Pedrycz 等 ^[7]	8	24	0.150	0.153
Pedrycz 等 ^[7]	10	30	0.147 0	0.162 0
Wang 等 ^[15]	11	33	0.001 8	0.022 5
本文	8	24	0.016 7	0.039 5
本文	10	30	0.010 0	0.016 8

知, 与文献[7]的输出内容聚类 and 文献[8]的输出约束聚类结构设计方法相比, 提出的递归聚类结构设计方法在采用相同模糊规则数与参数个数的情况下, 具有更小的训练误差和测试误差, 由此表明, 提出方法比文献[7-8]的方法对函数式(27)具有更高的逼近精度; 与文献[15]的方法相比, 提出的方法具有更少的规则数和参数个数, 以及较小的测试误差. 因此, 提出的递归聚类方法具有较高的逼近精度.

由仿真实验图及表中结果显示, 提出的 Mamdani 模糊神经网络能够实现对函数式(27)的逼近. 因此, 递归聚类是一种有效的 Mamdani 模糊神经网络结构设计方法.

3.2 非线性系统辨识

式(28)给出了一个典型的非线性系统, 该系统被广泛用于验证模糊神经网络算法的有效性^[16-19].

$$y(t+1) = \frac{y(t)y(t-1)[y(t)+2.5]}{1+y^2(t)+y^2(t-1)} + u(t) \quad (28)$$

式中: $u(t) = \sin(2\pi t/25)$, $t \in [1, 400]$; $y(0) = 0$, $y(1) = 0$.

由式(28)可知,该模型由 3 个输入 ($y(t)$, $y(t-1)$, $u(t)$)、1 个输出 ($y(t+1)$) 组成. 由式(28)在 $t \in [1, 400]$ 上得到 400 组样本数据,其中前 200 组用于网络训练,其余 200 组用于测试. 相似度阈值设为 0.6.

图 3 给出了提出的 Mamdani 模糊神经网络对非线性系统式(28)的辨识效果. 图 4 为相应的辨识误差. 几种不同方法的结果比较如表 2 所示.

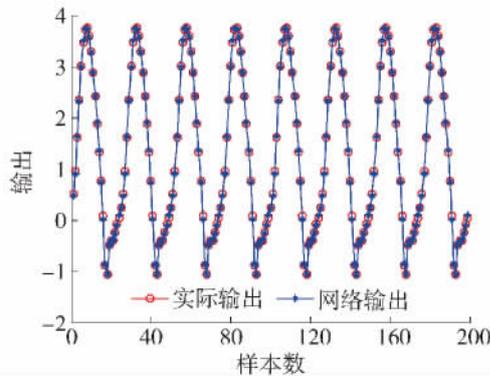


图 3 Mamdani 模糊神经网络辨识效果

Fig. 3 Identification result of Mamdani FNN

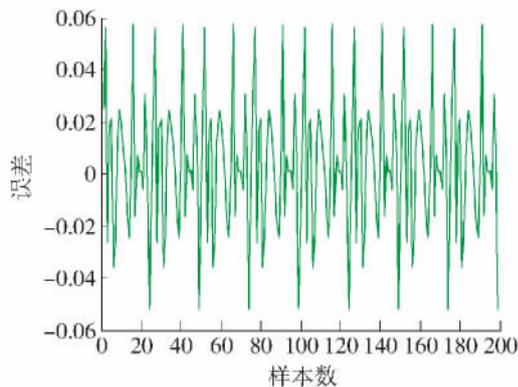


图 4 Mamdani 模糊神经网络辨识误差

Fig. 4 Identification error of Mamdani FNN

实验过程如下: 首先,递归聚类的 Mamdani 模糊神经网络具有 6 条模糊规则;其次,采用交并集面积和对模糊规则相似性进行计算,其中 2 条规则相似度为 0.6578,大于相似度阈值. 因此,将这 2 条规则进行合并,从而获得具有 5 条规则的 Mamdani 模糊神经网络.

由图 3、4 可知,递归聚类的 Mamdani 模糊神经网络对非线性系统式(28)具有较好的辨识效果,辨识误差较小.

表 2 给出了几种不同方法在模糊规则数、参数个数及测试 RMSE 性能指标的比较. 通过表中数值对比可知,提出方法在结构简化前采用 6 条规则和

42 个参数. 结构简化后规则数和参数个数分别为 5 和 35. 结构简化后的测试 RMSE 比简化前略高. 与其他几种方法相比,提出方法在结构简化后的规则数、参数个数以及测试 RMSE 三个指标均最小. 因此,提出的方法能够在具有令人满意精度的情况下,获得简洁的网络结构,实现对非线性函数式(28)的辨识.

表 2 不同方法的性能对比

Table 2 Comparisons between different methods

方法	模糊规则数	参数个数	测试 RMSE
DFNN ^[14]	6	48	0.131 5
SOFMLS ^[17]	6	48	0.029 0
GA ^[18]	7	37	0.050 0
MCFC ^[19]			0.087 4
本文(结构简化前)	6	42	0.020 7
本文(结构简化后)	5	35	0.025 9

实验结果显示,递归聚类的 Mamdani 模糊神经网络能够较好地对非线性系统进行辨识,且具有较高的辨识精度. 因此,递归聚类与交并集面积和相似性是有效的 Mamdani 模糊神经网络结构设计方法.

4 结论

1) 提出了以输出变化强度为导向、以结构细分为手段的递归聚类方法,通过递归迭代对模糊神经网络初始结构进行设计.

2) 提出了相似规则合并的结构简化方法,通过计算模糊规则相似性,将高度相似的规则进行合并,对网络初始结构进行简化.

3) 为了验证提出方法的有效性,给出了函数逼近与非线性系统辨识 2 个仿真实验. 实验结果表明,提出的方法能够在具有令人满意精度的情况下,获得简洁的网络结构,实现模糊神经网络结构设计.

参考文献:

[1] KUNG C C, SU J Y. Affine Takagi-Sugeno fuzzy modelling algorithm by fuzzy c-regression models clustering with a novel cluster validity criterion [J]. IET Control Theory and Application, 2007, 1(5): 1255-1265.

[2] LI C S, ZHOU J Z, FU B, et al. T-S fuzzy model identification with a gravitational search-based hyperplane clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Fuzzy

- System ,2012 ,20(2) : 305-317.
- [3] PEDRYCZ W , IZAKIAN H. Cluster-centric fuzzy modeling [J]. IEEE Transactions on Fuzzy System ,2014 , 22(6) : 1585-1597.
- [4] CHEN M Y , LINKENS D A. Rule-base self-generation and simplification for data-driven fuzzy models [J]. Fuzzy Sets and Systems ,2004 ,142(2) : 243-265.
- [5] DELGADO M , GOMEZ-SKARMETA A F , MARTIN F. A fuzzy clustering-based rapid prototyping for fuzzy rule-based modeling [J]. IEEE Transactions on Fuzzy System , 1997 ,5(2) : 223-233.
- [6] PRASAD M , LIN Y Y , LIN C Y , et al. A new data-driven neural fuzzy system with collaborative fuzzy clustering mechanism [J]. Neurocomputing , 2015 , 167: 558-568.
- [7] PEDRYCZ W , KWAK K C. Linguistic models as a framework of user-centric system modeling [J]. IEEE Transactions on Systems , Man , and Cybernetics—Part A: Systems and Humans , 2006 ,36(4) : 727-745.
- [8] WANG D , ZENG X J , KEANE J A. An output-constrained clustering approach for the identification of fuzzy systems and fuzzy granular systems [J]. IEEE Transactions on Fuzzy System ,2011 ,19(6) : 1127-1140.
- [9] CHAO C T , CHEN Y J , TENG C C. Simplification of fuzzy neural systems using similarity analysis [J]. IEEE Transactions on Systems , Man , and Cybernetics—Part B: Cybernetics ,1996 ,26(2) : 344-354.
- [10] MACQUEEN J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations [C]//Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Berkeley: University of California Press , 1967: 281-297.
- [11] 李国勇. 神经模糊控制理论及应用[M]. 北京: 电子工业出版社 ,2009: 286-316.
- [12] LENG G , PRASAD G , MCGINNITY T M. An on-line algorithm for creating self-organizing fuzzy neural networks [J]. Neural Networks ,2004 ,17(10) : 1477-1493.
- [13] SETNES M , BABUSKA R , KAYMAK U , et al. Similarity measures in fuzzy rule base simplification [J]. IEEE Transactions on Systems , Man , and Cybernetics—Part B: Cybernetics ,1998 ,28(3) : 376-386.
- [14] LI W , QIAO J F , ZENG X J. Accurate similarity analysis and computing of Gaussian membership functions for FNN simplification [C] // 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc , 2015: 402-409.
- [15] WANG D , ZENG X J , KEANE J A. A clustering algorithm for radial basis function neural network initialization [J]. Neurocomputing ,2012 ,77: 144-155.
- [16] ER M J , WU S Q. A fast learning algorithm for parsimonious fuzzy neural systems [J]. Fuzzy Sets and Systems ,2002 ,126(3) : 337-351.
- [17] RUBIO J D J. SOFMLS: online self-organizing fuzzy modified least-squares network [J]. IEEE Transaction on Fuzzy Systems ,2009 ,17(6) : 1296-1309.
- [18] GUENOUNOUA O , DAHHOU B , CHABOUR F. TSK fuzzy model with minimal parameters [J]. Applied Soft Computing ,2015 ,30: 748-757.
- [19] PRASAD M , CHOU K P , SAXENA A , et al. Collaborative fuzzy rule learning for Mamdani type fuzzy inference system with mapping of cluster centers [C]// Proceedings of 2014 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc ,2014: 15-20.

(责任编辑 杨开英)