

基于消除不确定性的模糊聚类方法的模糊神经网络

王 萌, 肖创柏

(北京工业大学 信息学部, 北京 100124)

摘 要: 模糊神经网络是一种将模糊推理系统嵌入到神经网络推理过程中的神经网络. 如何确定模糊神经网络的结构是一个影响神经网络决策性能的关键问题. 而模糊集的个数则是确定模糊神经网络结构的关键. 许多研究使用模糊聚类来确定模糊集的个数. 然而, 现有的模糊聚类算法需要预设参数, 这就使得整个过程受到了人为干涉. 本文提出了一种自适应的模糊聚类方法来确定模糊集的个数. 该方法以两个模糊集交界处的样本的模糊程度为标准, 利用分裂法获得最终的聚类结果. 实验表明, 我们的算法在多个经典数据集上的决策结果在精度上超越了以前的算法.

关键词: 模糊聚类; 模糊神经网络

中图分类号: TP273.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)12-0008-04

Fuzzy Neural Networks Based on Fuzzy Clustering for Eliminating Uncertainty

WANG Meng, XIAO Chuang-bai

(Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: A fuzzy neural network is a learning machine that embeds a fuzzy system (i. e., fuzzy sets, fuzzy rules) into neural networks. It is crucial to determine the architecture of the networks according to the number of fuzzy sets. In previous works, the number is determined using fuzzy clustering. However, these methods is depended on some parameters which are set artificially. Thus, the methods are somewhat subjective. In this paper, an adaptive clustering method is proposed. It implements splitting technique and limits the number of samples in the intersection of two fuzzy sets to decrease the uncertainty. Finally, the results show that our algorithm brings out significant improvement over existing methods.

Key words: fuzzy clustering; fuzzy neural networks

1 引言

模糊神经网络(FNN)^[1]是一种将模糊推理系统^[2]嵌入到神经网络推理过程中的神经网络. 模糊推理是从不精确的前提集合中得出可能的不精确结论的推理过程. 引入神经网络的目的是利用模糊神经网络进行适应性的调整, 获得模糊推理涉及的参数.

模糊神经网络在控制论及模式识别领域有着广泛应用. 文献[3]提出了基于 sum-product 模糊推理的 4 层模糊神经网络. 一种循环模糊神经网络被应用于控制领域^[4]. 在文献[5]中, 提出了一种基于模

糊神经网络的非线性系统模型辨识方法. 文献[6,7]提出了一种划分极性的模糊神经网络用于分类.

利用模糊聚类能够确定模糊神经网络的结构. 姚宏伟等^[8]研究了模糊聚类分析在多变量模糊神经网络的结构确定中的应用. 该研究在传统的模糊 C 均值算法的基础上, 给出了一个衡量聚类有效性的函数和确定模糊指数的启发式方法, 并给出了应用该算法的具体的模糊神经网络模型. 文献[9]针对非线性系统辨识特点, 在剖析具有递归环节的 T-S 模糊神经网络结构的同时, 提出了一种新型的 3 步设计优化方案, 即非线性区域的线性划分、离线训练和

收稿日期: 2018-03-15; 修回日期: 2018-04-22

基金项目: 国家自然科学基金(61501008); 北京市自然科学基金(4162007); 北京市科技计划项目(Z171100004717001)

在线辨识. 该研究将融合了模糊 C 均值聚类 (GA-FCM) (称为双群体并行聚类) 算法引入到 RTS-FNN 中, 对非线性系统的输入输出空间进行聚类 (线性划分), 再在每个线性区域上建立 ARMAX 模型; 利用 GA 实数编码, 同时优化前件隶属函数的中心和宽度、递归增益及后件参数; 在线时利用 FCM 在线分析输入数据特征, 确定是否对现有划分进行改动, 并利用 GA 迭代一定代数优化其他参数, 直到误差满足要求为止. 然而, 提出的模糊聚类需要预设参数, 这就使得整个过程受到了人为干涉. 文献[10]提出了一种无参数的模糊神经网络, 并将这种方法用于解决汽车工业中的决策问题. 在文献[11]中, 首先利用 FCM 对影像进行初始聚类, 然后根据聚类结果, 由该算法自动选取其中的纯净像元作为训练样本, 并送入 BP 网络进行学习, 用最终训练得到的 BP 神经网络分类器对 TM 遥感影像进行分类. 在文献[12]中, 提出一种基于模糊 C 均值的 RBF 神经网络 (FCM-BBF) 模型, 通过模糊 C 均值聚类 (FCM) 得到各聚类中心, 基于误差反传的梯度下降法训练隐藏层到输出层之间的权值, 克服传统 RBF 模型对数据中心的敏感性, 优化确定 RBF 神经网络隐藏层的节点数, 提高网络训练速度和精度. 本文提出了一种自适应的模糊聚类方法, 用来确定模糊集的个数, 该方法以两个模糊集交界处的样本的模糊程度为标准, 利用分裂法获得最终的聚类结果. 该方法能够消除模糊集间的不确定性, 因此被称为基于消除不确定性的模糊聚类方法的模糊神经网络.

2 方法

通过自适应的模糊聚类, 对全体样本进行聚类. 在聚类结束后, 我们不仅得到模糊集的个数, 并且模糊规则库的规模也能够由聚类得到的簇的数量来决定. 由模糊规则库的规模确定神经网络的部分结构. 并由模糊聚类结果, 得到神经网络中模糊集的个数.

2.1 自适应聚类

我们的自适应的模糊聚类的方法的核心理念是, 通过增加新的聚类不断消除处于两个模糊集边缘的样本, 以使得聚类结果的不确定性增强. 假设样本总数是 n , 则我们要对这 n 个样本进行聚类. 具体做法如下.

(1) 初始化. 训练模糊神经网络的目的是使之输出想要的预测值. 假设问题涉及的决策有 K 类, 即神经网络有 K 个输出. 我们首先把样本根据标签划分到 K 个集合, 每个集合相当于聚类问题中的一个簇. 设簇的数量为 k , 则在初始化情况下 $k = K$. 使用 $[0, 1]$ 间的均匀

分布初始化每个样本到每个簇的从属程度, 通过标准化使得每个簇的从属程度满足下式:

$$\sum_{i=1}^n u_{ij} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

(2) 计算聚类中心和样本的从属程度.

在聚类的过程中, 我们要求出每组的聚类中心, 使得非相似性指标的价值函数达到最小. 以之为目的, 构造价值函数:

$$J(U, c_1, c_2, \dots, c_k) = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n u_{ij} d_{ij}^2 \quad (2)$$

式中, d_{ij} 表示第 i 个样本与第 j 个簇的聚类中心的欧式距离.

根据上式的最小化条件来求解聚类中心. 设当前的簇的数量是 k , 第 i 个样本是 x_i . 计算第 j 个簇的聚类中心:

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij} x_i}{\sum_{i=1}^n x_i} \quad (3)$$

则根据聚类中心计算样本 i 对第 j 个簇的从属程度为:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{b=1}^k \left(\frac{d_{ij}}{d_{ib}} \right)^2} \quad (4)$$

(3) 自适应性调整. 以选择位于两个簇交界处的样本为目的, 筛选出满足以下条件的样本:

$$u_{ij_1} - u_{ij_2} < 0.01 \quad (5)$$

$$\max_{j \in [1, k]} u_{ij} > 0.1 \quad (6)$$

式中, 不等式(5)的作用是检测出位于两个簇交界处的样本, 这些样本具有不确定性. 而不等式(6)则确保了该样本不是噪声点.

(4) 产生新的簇. 当检测到样本同时满足不等式(5)和(6)时, 我们为它们建立新的簇. 对每一对满足不等式组的索引 $< j_1, j_2 >$, 我们均建立一个新的簇, 这个簇相当于一个新的模糊集. 该模糊集 A_{j_3} 定义为模糊集 A_{j_1} 和 A_{j_2} 的交集:

$$A_{j_3} = A_{j_1} \cap A_{j_2} \quad (7)$$

每个样本对这些新的模糊集 A_{j_3} 的从属度, 可用下式来计算:

$$u_{ij_3} = \min(u_{ij_1}, u_{ij_2}) \quad (8)$$

(5) 重复第 2) 步到第(4)步直到没有样本同时满足不等式(5)和(6).

在执行以上步骤之后我们最终把 n 个样本划分到 c_f 个模糊集中, 确定的模糊聚类中心将用于 2.2 节中介绍的模糊神经网络中的计算. 自适应聚类的

整个过程如图 1 所示。

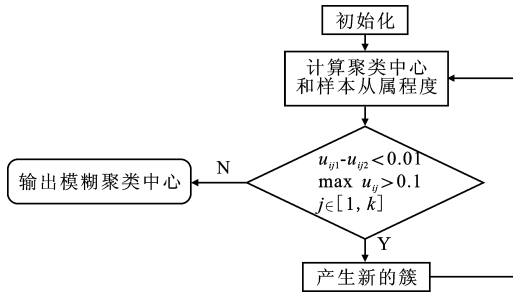


图 1 自适应聚类流程图

2.2 训练模糊神经网络

模糊神经网络具有五层。

第一层是输入层,设样本的输入维度为 D_{in} ,则该层具有 D_{in} 个神经元。

第二层是从属函数层,对应于模糊推理系统的模糊化器。该层的功能是执行与等式(3)中的从属函数等价的功能,但是我们希望该神经元能够具有可调的参数,于是我们把对应于该层神经元的模糊函数定义为高斯分布形式:

$$u_{ij} = e^{-\frac{1}{2}(\frac{x_i - c_j}{\sigma})^2} \quad (9)$$

式中, c_j 和 σ 都是待调整的参数。该层具有 $D_{in} \times c_f$ 个神经元。其中每个神经元对应一条规则。

第三层是规则层。该层负责逻辑与运算。该层具有 c_f 个神经元。其输出为:

$$w_i = \prod_{j_1, j_2 \in [1, D_{in}]} u_{ij_1} \times u_{ij_2} \quad (10)$$

第四层是归一化层。该层对样本对每个簇的从属程度进行归一化处理:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^{c_f} w_j} \quad (11)$$

第五层是去模糊化层。

$$f_j = \sum_{h=1}^{D_{in}} \beta_h x_h + r_j \quad (12)$$

$$O = \sum_{j=1}^{c_f} \bar{w}_j * f_j \quad (13)$$

式中, x_h 输入向量 x 的第 h 个元素; β_h 和 r_j 是可调节的参数。

在确定了上述的神经网络结构后,我们以模糊聚类后计算得到的从属程度作为初始的神经网络的第二层的输出,利用训练集的输入和输出使用后馈算法对该神经网络的参数进行调整。整个神经网络的结构如图 2 所示(以 $D_{in} = 2$ 的情况举例)。

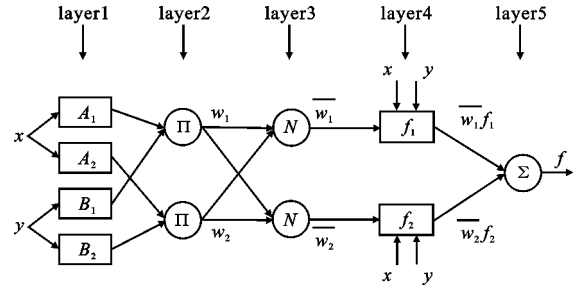
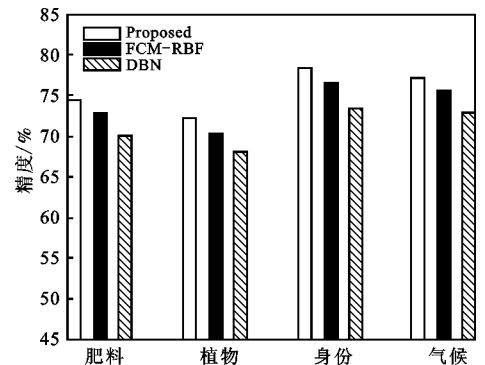


图 2 模糊神经网络结构

3 实验

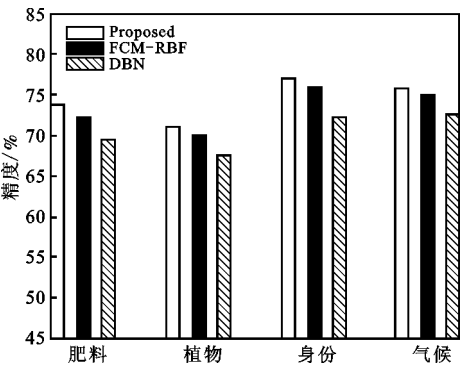
本文使用 matlab 软件对算法进行实验。在实验中,所提出的方法的性能在四个现实生活中的数据集上进行了广泛的评估:两个分类数据集,两个数值数据集。这些数据库是从 UTC 机器学习资源库获取。第一个数据库是肥料数据库(Fertility),样本有九个属性和两个标签,样本数为 100。第二个数据集是 IRIS 植物数据库(Iris),样本有四个属性和三个标签,样本数为 150。第三个数据集是身份验证数据集(Banknote),样本有五个属性和两个标签,样本数为 1 372。第四个数据集是气候模型模拟数据集(Climat),样本有十八个属性和两个标签,样本数为 540。

这些数据集被分为两部分,一部分样本被用来训练,另一部分用于测试。通过改变训练集的大小,我们获得了一组结果。训练集的比例记作 α 。测试集占总样本的 20%。由于数据有限,因此,我们采用交叉验证的方式。实验结果中的精度定义为正确预测标签的测试样本的数量与测试集中的样本总数的比。我们把改进后的算法与深度信念网络(DBN)^[13]、模糊 RBF 神经网络(FCM-RBF)算法^[12]进行比较。我们在图 3 中给出了实验结果。

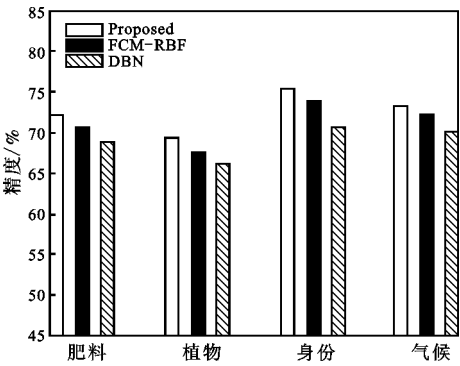


(a) $\alpha = 50\%$

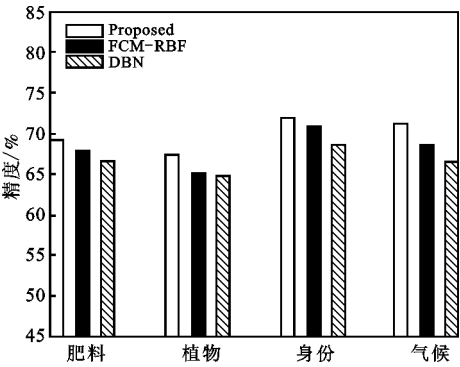
从图 3 的结果中能够看出,当训练集的大小在



(b) $\alpha=40\%$



(c) $\alpha=30\%$



(d) $\alpha=20\%$

图3 算法精度

一定范围内变化时,与现有的两种算法相比本文提出的算法总能够拥有较高的精度。

4 结束语

本文利用自适应的聚类方法对数据进行聚类,并以聚类结果初始化神经网络,同时,利用聚类结果确定神经网络的结构.借助这样的方法避免了人为设置聚类参数的问题,减少了对结果的主观性干预.实验证明,我们的方法具有较高的精度。

参考文献:

[1] Lin C T , Lee C S G. Neural-network-based fuzzy log-

ic control and decision system[J]. IEEE Trans. Comput. , 1991(40): 1320-1336.

[2] 李永明. 模糊系统分析[M]. 北京:科学出版社,2005: 47-128.

[3] Chen Y C , Teng C C . A model reference control structure using a fuzzy neural network [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995, 73(2): 291-312.

[4] Juang C F. A TSK -type recurrent fuzzy network for dynamic systems processing by neural network and genetic algorithms[J] . IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2002 , 10(2): 155-170.

[5] 李映,白本督,焦李成. 一种基于模糊神经网络的非线性系统模型辨识方法[J]. 电子与信息学报, 2002, 24 (3): 355-360.

[6] Shusen Z, Qingcai C, Xiaolong W. Active deep networks for semi-supervised sentiment classification [C]//International Conference on Computational Linguistics. Lasi, Romania, 2010: 1515-1523.

[7] Shusen Z, Qingcai C, Xiaolong W. Fuzzy deep belief networks for semi-supervised sentiment classification [J]. Neurocomputing, 2014(131): 312-322.

[8] 姚宏伟,梅晓榕,庄显义. 模糊聚类分析在模糊神经网络结构优化中的应用[J]. 高技术通讯, 2000(100): 64-66.

[9] 何朝峰,邸建红. 基于模糊聚类的自适应模糊神经网络 [J]. 石家庄铁路职业技术学院学报,2005, 4(3): 29-32.

[10] Zadeh A, Saberi M, Anvari M. An integrated artificial neural network fuzzy c-means-normalization algorithm for performance assessment of decision-making units [J]. The cases of auto industry and power plant. Computers & Industrial Engineering, 2010, 60 (2): 328-340.

[11] 黄奇瑞. 基于模糊 C 均值和 BP 神经网络的遥感影像自动分类算法[J]. 南阳理工学院学报, 2015, 7(4): 57-60.

[12] 耿志强,陈杰,韩永明. 基于模糊 RBF 神经网络的乙烯装置生产能力预测 [J]. 化工学报, 2016, 67 (3): 812-819.

[13] Hinton G. A practical guide to training restricted Boltzmann machines[M]. Neural Networks: Tricks of the Trade, 2012: 599-619.

作者简介:

王 萌 女,(1988-),博士研究生.研究方向为信号处理和模式识别. E-mail: haojiged@sina. com.

肖创柏 男,(1962-),博士,教授.研究方向为信号处理和模式识别。