

文章编号: 1001-0920(2009)06-0933-04

基于云-神经网络的多属性模糊规则分类

韩 敏, 李 政

(大连理工大学 电子与信息工程学院, 辽宁 大连 116023)

摘 要: 针对模糊规则分类中数据边界硬性划分的局限性问题, 建立了云-神经网络模型, 并提出了基于云-神经网络的模糊规则分类算法. 在不影响数据模糊性和随机性的基础上, 将数据转化为规则, 并利用神经网络的学习能力, 进行多属性模糊规则分类. 与传统方法相比, 该方法在保证数据模糊性和随机性的基础上, 提高了模型精度和分类准确率. 应用实例表明了该方法的有效性和可行性.

关键词: 云模型; 神经网络; 多属性规则

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Multi-attribute fuzzy rules classification based on cloud-neural network

HAN Min, LI Zheng

(School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China.

Correspondent: HAN Min, E-mail: minhan@dlut.edu.cn)

Abstract: For the limitation of hard classification of data borderline in fuzzy rules sort, this paper establishes a cloud-neural network model and gives the arithmetic of fuzzy rules classification. It transforms data information into rule information while keeps its efficiency, fuzzy information and randomness. Then by using the well learning ability of neural networks, the multi-attribute fuzzy rules are realized. Compared with the traditional neural network, these methods improve the precision or efficiency of the model, while keep its fuzzy information, randomness and the veracity of classifying rules. Finally, this paper uses real flood&drought data to simulate, the result demonstrates its validity and feasibility.

Key words: Cloud model; Neural network; Multi-attribute fuzzy rules

1 引 言

模糊 If-Then 规则是复杂决策支持技术中最基本的知识, 而规则的实现则是将数据信息转化为决策信息的主要手段之一^[1]. 实现模糊规则的经典理论方法主要包括: 概率论和数理统计方法, Shafer 提出的证据理论, Pawlak 提出的粗集理论及 Takagi 和 Sugeno 提出的模糊模型^[2].

上述方法都存在一定的局限性, 如概率论和数理统计方法难以被用于“面积很大”等定性概念的模糊性^[3]; 模糊集存在不彻底性; 粗集又有笼统性^[4]. 这些方法在处理数据的边界问题时, 均采用隶属度函数的方法, 虽然可以区分数据边界, 但由于隶属度函数是硬性边界划分, 每个数据对应唯一的类别, 降

低了数据实际存在的模糊性和随机性. 随着信息量的增大, 对数据处理方法的要求也越来越高, 这种传统的分类方法对属性边界的硬性划分多少会影响模型的模糊性和随机性^[5].

云模型论是以研究定性定量间的不确定性转换为基础的系统处理不确定性问题的一种新理论, 是一种新兴的用于模拟人类思维中存在的不确定智能转换的模型, 它对隶属度函数进行了新的诠释^[5,6].

本文针对规则分类中边界硬性划分的局限性问题, 将云模型与神经网络相结合, 建立了云-神经网络模型, 提出利用云-神经网络对模糊规则进行分类的算法, 并用仿真进行了验证.

2 基于云-神经网络模型的规则分类

收稿日期: 2008-06-13; 修回日期: 2008-11-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60674073); 国家 973 计划项目(2006CB403405); 国家科技支撑计划项目(2006BAB14B05).

作者简介: 韩敏(1959—), 女, 吉林省吉林市人, 教授, 博士生导师, 从事神经网络、混沌序列分析等研究; 李政(1983—), 男, 沈阳人, 硕士生, 从事 3S 技术的研究.

2.1 云-神经网络模型

对数据的软划分处理是规则分类的基础. 实际情况中, 相邻数据粒度之间并没有明显的界限, 而目前的数据处理手段在处理这类问题上都具有一定的局限性.

云模型^[6,7]充分利用了模糊的边界及对数据的软处理, 因而是解决这个局限的有效方法之一. 将云模型与神经网络相结合, 不但具有神经网络的学习能力, 而且结合了云理论处理知识的不确定性的能力, 更适用于复杂的决策支持系统. 因此, 本文在利用云模型与人工神经网络相结合的基础上, 建立了云-神经网络模型, 从而实现模糊 If-Then 规则集的分类, 如图 1 所示.

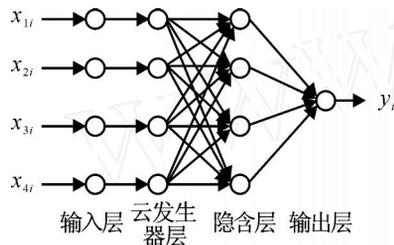


图 1 云-神经网络的基本模型

输入层: 输入案例库的原始数据.

云发生器层: 将原始输入数据通过云发生器转换成数据相应的隶属度. 设云模型的 3 个数字特征为 (Ex, En, He) , 则由式 (1), (2) 将输入数据 x 转化为对应的隶属度 u , 其中 $R(En, He)$ 表示服从正态分布的随机函数^[6,7].

$$P = R(En, He), \quad (1)$$

$$u = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - Ex}{P}\right)^2\right). \quad (2)$$

每个节点内部由一组云发生器 CG_1, CG_2, \dots, CG_M (产生属性概化) 组成. 对于每个输入 x , 通过这组云发生器得到输出 u_1, u_2, \dots, u_m , 即属性值 x 与云模型 $A_1(Ex_1, En_1, He_1), \dots, A_m(Ex_m, En_m, He_m)$ 的隶属度. 检索最大的隶属度 u_i , 则该层节点的输出为最大隶属度所对应的云模型类别为 $u_{\text{output}} = u_i = \max C_G(x)$, 其中 x 为输入.

隐含层: 隶属度通过神经网络隐含层进行映射学习. 隐含层采用 log-sigmoid 函数^[1,2], 使用误差反向传播(BP) 算法进行学习. 连接权值的修改由下式计算:

$$j_k(t+1) = j_k(t) + \Delta j_k. \quad (3)$$

其中: $j_k(t+1)$ 和 $j_k(t)$ 分别表示 $t+1$ 和 t 时刻从节点 j 到节点 k 的连接权值, Δj_k 是连接权值的变化量.

输出层: 对应原始数据的规则类别.

云-神经网络的优点是隶属度由云发生器产

生, 而不是由传统的模糊方法等产生. 由于云模型的数据边界是模糊的, 每次训练或泛化的值都是随机的, 保留了数据原有的模糊性和随机性. 这种方法不但具有神经网络的学习能力, 而且结合了云理论处理知识的不确定性的能力, 因此适用于复杂的决策支持系统.

本文中输出单元是线性函数, 均方差作为目标函数, 学习算法是 Levenberg-Marquardt (LM), 其主要步骤是进行雅可比矩阵的计算. LM 算法速度较快, 但需要较大的内存.

2.2 多属性模糊规则及分类

假定有一个样本

Rule i : If x_1 is A_1 and ...and x_{n-1} is A_{n-1} ,
Then B .

即 $A_i \rightarrow B$ 或 If A_i , Then B . 其中: A_i 是规则前件, 它给出了每个规则可否使用的先决条件, 由命题的逻辑组合来完成; B 是规则后件, 为一组结论或判断.

将上述模型用于规则分类. 对于单条件单规则, 其方法如下:

当输入神经元的某一特定的输入值 x_i 刺激云发生器层节点 CG_A 时, 每个节点随机地产生一组 u_i 值. 这些值反映了对应定性规则的激活强度, 可检索出最大的隶属度. 根据这些激活强度及所对应的论域区间, 将其转换成所对应的语言值并进行编码, 再将编码后离散的语言值作为隐含层的输入, 送入网络进行学习. 最终得到此原始数据对应的规则类别.

由上述表述可知, 对于多属性单规则, 其模型的区别在于, 云发生器层每个节点内部均由一组云发生器 CG_1, CG_2, \dots, CG_M 组成. 其分类方法与单条件单规则相似, 这里不再重复表述.

2.3 分类结果验证

为验证上述方法的有效性, 本文将其用于文献 [9] 中的单条件单规则仿真实例中. 模糊规则如下:

If x is small, Then y is small;

If x is middle small, Then y is middle small;

If x is middle, Then y is middle;

If x is middle large, Then y is middle large;

If x is large, Then y is large.

文中利用规则前件的 11 个数值 (即 $x = 0.0, 0.1, 0.2, \dots, 1.0$) 训练网络. 当网络训练完成后, 再利用前件的 51 个数值 (即 $x = 0.0, 0.02, 0.04, \dots, 1.0$) 作为模型输入, 经过云-神经网络模型的云发生器层, 利用 X -云发生器得到输入数据的对应隶属度^[6,7]. 例如对应输入数据 $x = 0.0$, 首先利用式 (4) 计算得出云模型 $A_1 \sim A_5$, 并得到对应的 5 个隶属度

值;然后选取其中最大的隶属度,进而转化为输入数据对应的规则类别, $x = 0.0$ 对应的类别为 A_1 类;最后将其送入隐含层进行映射学习. 为避免云模型不确定性的干扰,选择 $0 \sim 1$ 之间的 51 组数据作为输入,这样相当于进行了 51 次规则实现.

由于初始数据是数值数据,需要经过定性化处理,在本文中该过程由云发生器层来实现. 采用黄金分割模型对云模型的数字特征进行计算,将条件属性划分为奇数个语言值,越靠近论域中心的其覆盖范围越小. 对于相邻的语言值,离中心较近的语言值的熵和超熵是较远的 0.618 倍. 这里将每个条件属性分为 5 个语言值,分别为小、较小、正常、较大、大. 具体计算过程如下:

$$\begin{aligned}
 Ex_1 &= x_{\min}, \\
 Ex_2 &= Ex_3 - 0.382(x_{\max} - x_{\min})/2, \\
 Ex_3 &= (x_{\max} + x_{\min})/2, \\
 Ex_4 &= Ex_3 + 0.382(x_{\max} - x_{\min})/2, \\
 Ex_5 &= x_{\max}, \\
 En_1 &= En_2/0.618, \\
 En_2 &= 0.382(x_{\max} - x_{\min})/6, \\
 En_3 &= 0.618 En_2, \\
 En_4 &= En_2, \\
 En_5 &= En_1.
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

其中: He 的计算方式与 En 相同, He_2 的取值人为确定.

以规则分类为目的,最终得到如图 2 所示的仿真结果.

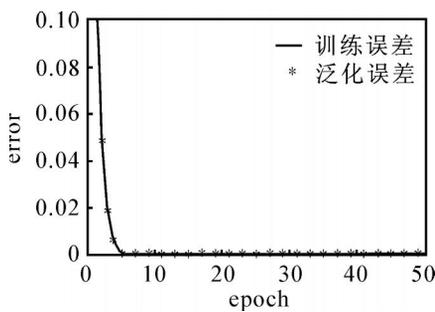


图 2 训练误差与泛化误差

表 1 给出了性能指标与文献[9]的比较结果. 云-神经网络模型泛化误差的数量级为 10^{-6} , 远小于文献[9]中的 0.0049, 而时间也远小于文献[9]中的 32 s. 可见, 本文算法在利用云模型保持规则模糊性和随机性的情况下, 提高了模型的精度和效率.

表 1 性能指标比较

方 法	泛化误差	时间 / s
云神经网络	3.4×10^{-6}	2.5487
文献[9]方法	4.9×10^{-3}	32

3 应用实例

松花江流域属于温带季风气候区, 年降水量变化率大, 年内分配不均匀, 丰水年份洪水泛滥, 枯水年份则严重缺水. 因此, 分析松花江流域的灾情状况, 对洪涝干旱灾情判断及辅助决策分析有着重要的意义.

本文选取松花江流域 8 个分区的 45 组数据, 组成了初始的数据表格, 部分训练样本见表 2. 对应于云-神经网络模型, 表 2 所示规则包含 4 个条件属性: 年降水量 (mm)、水库年末蓄水量 (10^8 m^3)、年流量 (10^8 m^3) 及总用水量 (10^8 m^3); 一个决策属性: 灾情, 用于判定松花江流域的洪涝和干旱灾害. 其中条件属性和决策属性的语言值均为 5 个.

表 2 部分训练样本

D	年降水量 mm	水库年末蓄 水量 / 10^8 m^3	年流量 10^8 m^3	总用水量 10^8 m^3	灾情
1	713.7	128.02	247.75	62.03	洪涝严重
2	635.3	110.84	167.48	59.19	正常
3	536.2	81.79	101.19	57.3	干旱较轻
4	746.6	114.58	159.18	52.44	洪涝较轻
...

由于初始数据是数值数据, 这里同样采用式(4)的黄金分割模型对云模型的数字特征进行计算. 以年降水量为例, 应用上述公式, 求得对应云模型的数字特征为: $A_1(250, 104, 8)$, $A_2(559, 64, 5)$, $A_3(750, 40, 3)$, $A_4(941, 64, 5)$, $A_5(1250, 104, 8)$. 对应的 5 语言值云模型如图 3 所示. 其他 3 个条件属性的云发生器语言值计算, 仅数值取值范围不同, 具体计算可参考年降水量, 这里不再赘述.

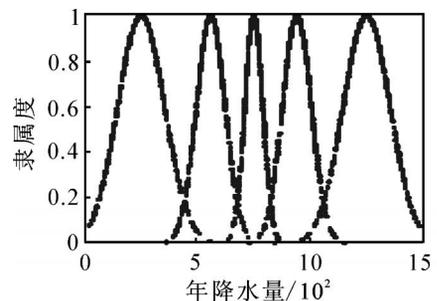


图 3 5 规则云模型

由此, 可将表 2 中的具体数值转换为相应的规则. 例如对应第 1 条数据, 有如下规则: If 年降水量 is 正常 and 水库年末储水量 is 大 and 年流量 is 较小 and 总用水量 is 较小, Then 灾情 is 洪涝严重.

将定性规则送入神经网络隐含层进行学习, 最终得到网络的训练误差和泛化误差的变化曲线如图 4 的所示. 当运行循环 50 步时, 训练误差为 0.4956,

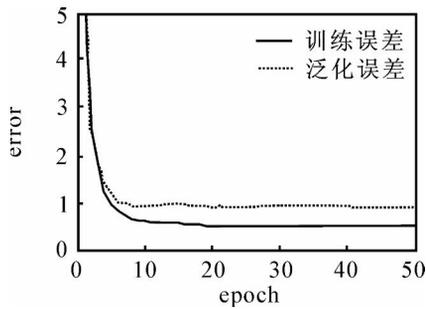


图 4 网络训练误差与泛化误差

泛化误差为 0.8388, 规则分类的准确率为 61.75%.

本文所用模型与云模型及模糊神经网络模型的性能指标对比如表 3 所示. 可以看出, 本文方法在保持效率的基础上, 在泛化误差和规则分类的准确率方面都有所提高.

表 3 性能指标比较

性能指标	云模型	模糊神经网络	本文方法
泛化误差	*	0.9984	0.8388
准确率 / %	34.59	52.78	61.75
时间	12.8434	1.1271	2.1056

由于云模型本身集合了语言值与数值之间的随机性和模糊性, 每次实验的结果不是固定的, 表 3 记录的准确率是一个平均值, 而实际准确率在 60% ~ 63% 之间浮动. 由此更能体现模型仿照规则的模糊性和随机性, 同时也能刻画类似人为划分时的主观不确定性. 总体来看, 本文方法相比于单纯使用云模型或模糊神经网络的方法都具有一定的优势.

4 结 论

本文针对多属性模糊规则分类技术中的不确定性和规则实现方法的局限性, 将云模型与神经网络相结合, 建立了云-神经网络模型. 充分考虑了数据中边界的也此也彼性, 利用标准单规则数据验证单条件单规则的分类, 效果较好. 将其用于松花江流域 8 个分区灾情数据分类, 仿真结果表明, 该方法在保证规则中数据的模糊性和随机性的基础上, 提高了模型的泛化误差和规则分类的准确率.

参考文献 (References)

[1] Wu S Q, Er M J. Dynamic fuzzy neural networks — A

novel approach to function approximation [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2000, 30(2): 358-364.

[2] Leng G, McGinnity T M, Prasad G. An approach for on-line extraction of fuzzy rules using a self-organising fuzzy neural network [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 150(2): 211-243.

[3] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究和发展, 1995, 32(6): 16-21.

(Li D Y, Meng H J, Shi X M. Membership clouds and membership cloud generators [J]. Computer Research and Development, 1995, 32(6): 16-21.)

[4] 陈晖, 李德毅, 沈程智. 云模型在倒立摆控制中的应用 [J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(10): 1180-1187.

(Chen H, Li D Y, Shen C Z. A clouds model applied to controlling inverted pendulum [J]. Computer Research and Development, 1999, 36(10): 1180-1187.)

[5] 高键, 姜长生, 李众. 一种新的云模型控制器设计 [J]. 信息与控制, 2005, 34(2): 157-162.

(Gao J, Jiang C S, Li Z. A novel design of controller based on the cloud model [J]. Information and Control, 2005, 34(2): 157-162.)

[6] 倪现君, 李国, 吴懿慧. 基于云模型的数据挖掘技术 [J]. 山东师范大学学报, 2007, 22(1): 33-35.

(Ni X J, Li G, Wu Y H. A data mining method based on cloud model [J]. J of Shandong Normal University, 2007, 22(1): 33-35.)

[7] Ya Y, Zhang Z H, Wang J M. Clouds, watermarking natural language text [C]. The 11th World Congress of Int Fuzzy Systems Association. Beijing, 2005: 1529-1535.

[8] 冯玉强, 王洪利, 曹慕昆. 基于云模型的智能决策支持系统 [C]. 2006 中国控制与决策学术年会论文集. 沈阳: 东北大学出版社, 2006: 1081-1084.

(Feng Y Q, Wang H L, Cao M K. Intelligent decision support system based on cloud model [C]. Proc of 2006 Chinese Control and Decision Conf. Shenyang: Northeastern University Press, 2006: 1081-1084.)

[9] Hisao I, Manabu N. Numerical analysis of the learning of fuzzified neural networks from fuzzy if-then rules [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 120(2): 281-307.