

文章编号: 1001- 9081( 2008) 02- 0305- 02

# 基于云理论与神经网络集成的模糊系统

柳炳祥, 李海林

(景德镇陶瓷学院 信息工程学院, 江西 景德镇 333403)

( lhx1966@ 163. com)

**摘 要:**提出了一种基于云理论与神经网络混合集成的模糊系统。通过不确定性人工智能, 解决了在实际模糊系统中输入变量隶属函数和知识规则确定的难题, 利用神经网络实现了变量之间的非线性映射。该系统不但具有神经网络自适应的学习能力, 且结合云理论处理知识的不确定性能力, 使模糊系统在知识推理过程中更具有说服力, 在整体上提高了算法的效率。

**关键词:**云理论; 神经网络; 模糊系统

**中图分类号:** TP183     **文献标志码:** A

## Induction of fuzzy system based on cloud theory and neural network

LU Bing-xiang LI Hai-lin

(School of Information Engineering, JDZ Ceramic Institute, Jingdezhen Jiangxi 333403 China)

**Abstract** A fuzzy system based on the combination of cloud model theory and neural network was illustrated. Using the artificial intelligence with uncertainty could resolve the difficulties of the definition of the subjection function and knowledge regularity in the practical application of fuzzy system. It also made the mapping become nonlinear among variables by neural network. The system not only has the learning capability of the neural network but also has the ability of dealing with the uncertainty by cloud model which makes the knowledge reasoning more convincing and improves the overall efficiency of the algorithm.

**Key words** cloud theory; neural network; fuzzy system

## 0 引言

模糊系统的理论与技术是近几年发展起来并逐渐完善的。模糊系统通常情况下是指具有学习算法的模糊逻辑系统, 该模糊系统是服从模糊逻辑规则的一系列规则所构造的, 而且学习算法也依赖于数据信息来调整模糊逻辑系统的参数。模糊系统由模糊产生器、模糊规则库、模糊推理机和反模糊化器四部分组成, 其中模糊规则库的获取问题始终是模糊规则库构造的瓶颈问题。目前有两种方法进行模糊规则库的获取: 一是从具有丰富经验的专家那里直接获得, 二是通过自学习的方法。虽然第一种方法简便快捷, 但对专家依赖性太强, 始终不能反应数据之间的关系, 受到数据挖掘中神经网络技术的影响; 第二种方法是从数据之间的关系提取知识规则库, 现在已经成为研究的热点问题。

模糊系统的不确定性是从系统的模糊性和随机性的角度出发考虑问题, 可以充分利用云理论来实现模糊系统中定性概念描述, 进而方便地实现定性定量之间的转化, 而神经网络模拟人脑的运行机制, 对数据样本进行有记忆和自适应的学习。基于此, 本文提出了一种基于云理论与神经网络集成的模糊系统。

## 1 云理论基本概念<sup>[1]</sup>

### 1.1 云模型

设  $U$  是一个用精确数据值表示的定量论域,  $C$  是  $U$  上的定性概念, 若定量值  $x \in U$  且  $x$  是定性概念  $C$  的一次随机实

现,  $x$  对  $C$  的隶属度(确定度)为  $\mu_c(x) \in [0, 1]$  是具有稳定倾向的随机数, 则  $x$  在论域  $U$  上的分布称为云, 每个  $x$  称为一个云滴  $(x, \mu_d(x))$ 。

云是用语言值表示的某个概念与其定量表示之间的不确定性转换模型, 用以反映自然语言中概念的不确定性, 反映了随机性和模糊性的关联性, 构成定量与定性之间的映射。概念的整体特性用云的数字特征来反映, 这是定性概念的整体定量特性。数字特征用三个参数来描述, 分别为期望  $E_x$ 、熵  $E_n$  和超熵  $H_e$ , 即  $(E_x, E_n, H_e)$ 。期望  $E_x$  表示最能够代表定性概念的点; 熵  $E_n$  表示定性概念的不确定性度量, 反映了模糊性与随机性的关联性; 超熵  $H_e$  是熵的不确定性度量, 由模糊性和随机性共同决定。

由云的数字特征产生云滴的过程, 即定性概念到定量表示的过程, 称为正向云发生器; 反之, 称为逆向云发生器。云模型的具体实现方法有多种, 不同的方法构成不同类型的云, 如半云模型、对称云模型、组合云模型等。根据实际中定量数据的特征, 可以利用软件或硬件设备来实现云模型。

### 1.2 定性知识的推理

**定义 1** 设  $U$  是精确数值表示的定量数域,  $C$  是  $U$  上的定性概念,  $f(x)$  为某个数据属性  $x$  的频率分布函数, 自动生成不同云  $C(E_{xi}, E_{ni}, H_{ei})$  的叠加。数据区间的连续数值  $x$  相对应转化成离散的概念  $C$ , 此过程称云变换, 其转化表达式为:

$$f(x) \rightarrow \sum_{i=1}^m (a_i^* C(E_{xi}, E_{ni}, H_{ei}))$$

其中  $a_i$  为幅度系数,  $m$  为变换后离散概念的个数, 它随属性的

收稿日期: 2007- 08- 13 修回日期: 2007- 10- 15     基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60661003)。

作者简介: 柳炳祥 (1966- ), 男, 教授, 博士, 主要研究方向: 数据挖掘、决策支持系统; 李海林 (1982- ), 男, 福建龙岩人, 硕士研究生, 主要研究方向: 不确定性人工智能、数据挖掘。

差异取值不同。

定义 2 设  $A_1, A_2, \dots, A_m$  是  $U_{A1}, U_{A2}, \dots, U_{Am}$  上的概念, 且每个条件子论域空间上特定的  $x_i$  对激活相应概念的确度为  $\mu_i$ , 则存在一个定性概念软与, 用正态云表示为:

$$C(1, E_{x_1}, H_{e_1}, 1, E_{x_2}, H_{e_2}, \dots, 1, E_{x_m}, H_{e_m})$$

记  $\rho$  为“软与”的对应法则, 则有  $\mu' = \rho(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m)$ , 其中  $\mu_i, \mu' \in [0, 1]$ 。“软与”概念的期望值为 1, “软与”概念的云滴离期望值点越远, 它的确度  $\mu'$  就越小。

定理 1  $A, B$  是分别对应于论域  $U_1$  和  $U_2$  上的概念  $C_1, C_2$ , 给定论域  $U_1$  中的一个点  $x$ , 存在前件云发生器  $C_1G$ , 使得  $\mu = C_1G(E_x, E_n, H_e, x)$ ; 给定概念的隶属度  $\mu \in [0, 1]$ , 存在后件云发生器  $C_2G$ , 使得  $x' = C_2G^{-1}(E_x', E_n', H_e', \mu)$ 。则对应规则  $A \rightarrow B$ , 有:

$$x' = C_2G^{-1}(E_x', E_n', H_e', C_1G(E_x, E_n, H_e, x))$$

其中  $x, x'$  分别是论域  $U_1$  和  $U_2$  中的特定数值,  $U_1, U_2$  是论域空间  $U$  的子空间。

定义 3 给定两个云滴  $a(x_1, \mu_1), b(x_2, \mu_2)$ , 存在一个虚拟云经过覆盖这两个云滴, 且该虚拟云的数字特征  $E_x, E_n$  分别为

$$E_x = \frac{x_1 \sqrt{-2\ln(\mu_2)} + x_2 \sqrt{-2\ln(\mu_1)}}{\sqrt{-2\ln(\mu_1)} + \sqrt{-2\ln(\mu_2)}}$$

$$E_n = \frac{x_2 - x_1}{\sqrt{-2\ln(\mu_1)} + \sqrt{-2\ln(\mu_2)}}$$

其中  $x_2 > x_1$ , 该式可根据逆向云发生器的原理推理得到。

定性知识的推理主要应用于多条件多规则系统, 为了便于描述定性知识的推理过程, 先对多条件单规则进行推理研究, 以便知识推理的扩展。数据表由条件属性集合和决策属性集合构成, 即  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n, x_d)$ , 其中  $x_i (1 \leq i \leq n)$  为条件属性,  $x_d$  为决策属性。利用定义 1 对每个属性作云变换, 以便求得各个概念  $A_{ij}$  的云模型的数字特征  $C_{ij}(E_x, E_n, H_e)$ , 其中  $i$  表示数据表中的第  $i$  个属性,  $j$  表示每个属性通过云变换转化的第  $j$  个概念且随  $i$  值不同其取值范围也不同。

通过定义 1, 假设得到若干个多条件规则, 即多条件多规则的形式转化为:

$$\text{If } A_{1j_1} A_{2j_2} \dots A_{nj_n} \text{ then } B_i;$$

...

$$\text{If } A_{1j_1} A_{2j_2} \dots A_{nj_n} \text{ then } B_j;$$

...

通过定理 1 利用  $n$  个前件云发生器和一个后件云发生器对每个规则进行知识推理。对于前件发生器, 通过定义 2 的软与操作实现前件云发生器的云计算<sup>[2]</sup>, 获得各属性的定性概念的“与”关系的不确定度  $\mu$ , 再利用后件云发生器实现定性概念向定量数据转化。利用前件云发生器和后件云发生器共同作用, 可以分别实现模糊逻辑推理过程中模糊化过程和反模糊化过程。

在知识推理过程中难免会存在同一属性不同概念的云模型存在重叠区域的可能, 造成同一精确数据的输入会产生不同概念的隶属度。针对此情况, 需要利用定义 3 在规则后件定性概念中构造出一个虚拟的概念, 这个虚拟概念的云模型覆盖了前面隶属度激活相应规则后件时产生的所有云滴。

2 基于云理论与神经网络<sup>[3]</sup>集成的模糊系统

模糊系统<sup>[4]</sup>是一种常见的且具有代表性的模糊逻辑系统, 尽管已经得到了广泛应用, 但它对输入空间的分割还局限

于线性分割, 对于大规模复杂的数据来说, 要进行线性分割是件很困难的事。为了克服这种困难, 采用基于云理论与神经网络集成的模糊系统可以将输入空间的数据进行非线性映射的软划分。

基于云理论与神经网络集成的模糊系统的主要思想是通过云理论的相关知识及云计算来求得条件部分输入变量的联合隶属函数, 结论部分的函数  $f_i(X)$  是用神经网络来表示的, 因此可以得到基于云模型神经网络集成的模糊系统, 其结构如图 1 所示。

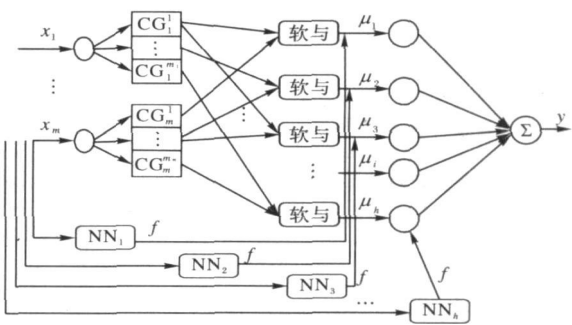


图 1 基于云理论与神经网络集成的模糊系统

基于云理论神经网络的模糊系统由  $h$  个神经网络和一个云处理层组成。云处理层主要是为了求解每条规则对于输入变量的确定度, 而  $NN_1 \sim NN_h$  分别表示  $h$  条规则的结论部分中函数  $f_i(X)$ , 最后模糊系统的输出分别由云处理层的输出和神经网络层输出共同作用得到, 表达式为:

$$y = \sum_{i=1}^h \mu_i f_i(X).$$

云处理层作用主要表现在两个方面: 一是通过云理论计算模糊规则的条件数, 并确定相应的模糊规则, 由云发生器  $CG$  (Cloud Generation) 及规则发生器共同作用产生; 二是计算每条规则的适应度, 即  $\mu_i$  值。对于神经网络层主要是训练或学习结论部分非线性函数的神经网络, 从而得到  $NN_i$  的输出。

建立云理论与神经网络集成的模糊系统具体步骤如下:

- 1) 利用云处理层对给定的训练数据集进行学习, 从而获得相应的规则集;
- 2) 对所归纳的每组规则做“软与”操作, 利用规则发生器求每条规则对于输入  $X$  适应度;
- 3) 由于步骤 1) 已训练好聚类集, 利用神经网络对每个聚类集分别进行训练。第  $i$  组规则覆盖的样本集成为第  $i$  个神经网络的学习样本, 神经网络的学习方法可以利用改进的 BP 神经网络<sup>[5]</sup>进行更高效率的学习。

3 数据仿真

给定一函数  $y = x_1^2 + \sqrt{x_2} + x_3$ , 其输入输出数据如表 1, 由于篇幅限制, 只列出部分学习样本, 给出测试样本数据。根据表 1 来建立基于云理论与神经网络集成的模糊系统, 利用云处理层对样本进行学习分类, 分类情况如表 1 类别一栏所示。

表 1 系统输入输出学习样本集

序号	y	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	类别	序号	y	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	类别
1	3.7321	1	3	1	0	11	30.0000	5	1	4	1
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
9	7.2361	1	1	3	0	19	29.7321	5	3	3	1
10	5.0000	1	3	1	0	20	31.2361	5	5	4	1

体种群同步进化的机制。

作为对比,我们采用两种具有不同邻域结构的自组织映射 (SelfOrganizing Map, SOM)神经网络对相同的原始数据集进行学习。第一种是线性结构 (Line-SOM), 另外一种 是方格结构 (Square-SOM)。两种网络的神经元个数均设为 258, 以使实验结果具备可比性。图 1(b)(c) 分别展示了两种神经网络的最终训练结果。从图中可以看出,就网络拓扑结构对原始数据分布的表达清晰度来讲,TSN 明显优于 Line-SOM。虽然 Line-SOM 中的神经元较好地表达了原始数据在形态空间中的位置,但是其拓扑结构较为杂乱,无法从中看出不同分布形态之间的区别。Square-SOM 的拓扑结构较 Line-SOM 更为清晰有序。但是相比 TSN 而言, Square-SOM 中包含了大量偏离原始数据位置的神经元,这使得最终的网络无法清晰地表达原始数据的分布形态。综上所述,TSN 的学习算法既准确地表示了抗原种群的分布位置,又保持了其原有的拓扑特性,这为高维数据的分析提供了良好的基础。

图 2 描绘了抗体种群在不同训练时期的拓扑结构。抗体种群从单一的非记忆抗体开始,通过学习算法的作用逐步分化繁殖新的抗体,最终形成和原始抗原种群分布一致的拓扑结构。

4 结语

本文提出了一种新型的树状免疫网络模型,描述了其学习算法的总体框架,深入探讨并分析了其中的克隆选择、基于合作的变异以及抗体抑制环节。基于三维数据集的仿真实验结果表明,TSN 具有良好的数据分析能力,且较传统的自组织神经网络方法更能体现数据中蕴含的拓扑关系和分布特性。

参考文献:

[1] FREITAS A, TMM B J Revisiting the foundations of artificial immune systems for data mining[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(4): 521–540

[2] CASTRO L N D, TMM IS J Artificial immune systems as a novel soft

computing paradigm[J]. Soft Computing Journal, 2007, 7(8): 526–544

[3] CASTRO L N D. Fundamentals of natural computing an overview [J]. Physics of Life Reviews, 2007, 4(1): 1–36

[4] 李阳阳, 焦李成. 求解 SAT 问题的量子免疫克隆算法 [J]. 计算机学报, 2007, 30(2): 176–183

[5] 李涛. 基于免疫的网络监控模型 [J]. 计算机学报, 2006, 29(9): 1513–1520

[6] 肖人彬, 王磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望 [J]. 计算机学报, 2002, 12(25): 1281–1293

[7] 焦李成, 杜海峰, 刘芳, 等. 免疫优化计算、学习与识别 [M]. 北京: 科学出版社, 2006

[8] JERNE N K. Towards a network theory of the immune system [J]. Annual Immunology, 1974, 125: 373–389

[9] KNIGHT T, TMM IS J A multi-layered immune inspired machine learning algorithm [M]. Applications and Science in Soft Computing. German: Springer, 2003

[10] NASAROU IO, DASGUPTA D, GONZALEZ F. A novel artificial immune system approach to robust data mining [C] // Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO). New York: Morgan Kaufmann, 2002: 9–13

[11] NEAL M. Meta-stable memory in an artificial immune network [C] // Proceeding of the 1st International Conferences on Artificial Immune Systems (ICARIS). German: Springer, 2003: 168–180

[12] GARCA-PEDRAJAS N, FYFE C. Immune network based ensembles [J]. Neurocomputing, 2007, 70: 1155–1166

[13] De CASTRO L N, ZUBEN F J V. An evolutionary immune network for data clustering [C] // Proceedings of the IEEE SBRN'00 Piscataway: IEEE Press, 2000: 84–89

[14] De CASTRO L N, ZUBEN F J V. A net: an artificial immune network for data analysis [J]. International Journal of Computation Intelligence and Applications, 2001, 1(3): 231–259

[15] TMM B J, NEAL M. A resource limited artificial immune system for data analysis [J]. Knowledge-Based Systems, 2001, 14: 121–130

[16] GALEANO J C, VELOZA-SUAN A, GONZALEZ F A. A comparative analysis of artificial immune network models [C] // Proceedings of GECCO'05 Washington [s n], 2005

(上接第 306 页)

通过步骤 1) 相关云知识的处理, 可以把学习样本划分为两类, 且通过定性概念云模型的知识推理计算出各属性的定性概念的云模型数字特征。如对于属性  $x_1$  的云模型, 分别为 (1, 1.5, 0.6)、(5, 1, 0.3), 由于  $x_1$  的定义域为  $(-\infty, +\infty)$ , 因此该属性的两个定性概念的云模型应为正态云, 而对于  $x_2$  定义域为  $[0, +\infty)$ , 可以知道该属性的某些定性概念的云模型为半升云, 这些云模型清楚反映数据对概念的隶属程度。利用这些云模型结合步骤 2) 获得输入样本对规则的适应度, 最后让步骤 3) 方法对两个神经网络进行训练, 其共同学习的结果如表 2 所示。

表 2 系统学习样本结果

序号	$y_i$	$\mu_{i1}$	$\mu_{i2}$	序号	$y_i$	$\mu_{i1}$	$\mu_{i2}$
1	3.7354	0.9623	0.0384	11	30.0584	0.0472	0.9530
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
9	7.2368	0.9706	0.0299	19	29.6881	0.0314	0.9687
10	4.9963	0.9797	0.0210	20	31.2273	0.0287	0.9713

从表 2 中可以得出, 经过网络的训练学习, 其输出结果与实际结果很相近, 且输入变量对概念的确定度也符合期望值要求。最后所得的模糊系统模型如下:

规则 1 If  $X = (x_1, x_2, x_3)^T$  is  $R_1$ , Then  $y_1 = f(x_1, x_2, x_3)$ ; 规则 2 If  $X = (x_1, x_2, x_3)^T$  is  $R_2$ , Then  $y_2 = f(x_1, x_2, x_3)$ , 模糊系统

的输出为  $y_i = \sum_{i=1}^2 \mu R_i \times y_{i0}$  学习后, 选取随机符合要求的数据当作测试样本, 结果验证了模糊系统对数据分类的正确性。

4 结语

文章提出一种基于云理论与神经网络集成的模糊系统, 充分利用云理论来实现模糊系统中定性概念描述, 方便地实现定性定量之间的转化, 利用云理论中的“软与”操作, 在一定程度上软化了定量数据, 科学地分类, 通过云计算确定了系统的规则集。神经网络模拟人脑的运行机制, 对数据样本进行有记忆和自适应的学习。集成的模糊系统在知识推理过程中更具有说服力, 且在整体上提高了数据分类的准确性。

参考文献:

[1] 李德毅. 隶属云和隶属云发生器 [J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6): 15–20

[2] 尹定国. 云计算: 实现概念计算的方法 [J]. 东南大学学报, 2003, 33(4): 502–506

[3] 曾黄麟. 神经网络理论及其应用 [M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2004

[4] 王士同. 神经模糊系统及其应用 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1998

[5] 郝晓宏. 自适应模糊神经网络控制系统的研究 [J]. 微计算机信息, 2006, 22(5): 85–88