

一种基于逆向云变换的混合推理神经网络

许少华,张亚光,李学贵

(东北石油大学 计算机与信息技术学院,黑龙江 大庆 163318)

摘要:针对数值信息与定性领域知识相互融合的推理问题,提出了一种基于云变换的混合推理神经网络。利用逆向正态云发生器可实现论域中定量数值到定性概念描述间不确定关系的转换,建立基于云变换的混合信息推理逻辑和神经网络模型。将数值信息通过云变换在概率意义下转化为定性概念谓词,把推理规则表示为神经元,利用神经网络的学习性质来实现定量与定性混合信息的自适应计算推理。以油田开发水淹层判别为例,实验结果验证了模型和算法的有效性。

关键词:信息融合;云模型;人工神经网络;推理;学习算法

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)03-0118-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.03.027

A Reasoning Neural Network Based on Reverse Cloud Transformation

XU Shao-hua, ZHANG Ya-guang, LI Xue-gui

(School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: Aiming at the reasoning problems of the mutual integration between the numerical information and qualitative domain knowledge, a Reasoning Neural Network (RNN) based on cloud transformation was proposed. Using the reverse normal cloud generator can achieve the conversion of the uncertain relationship between the quantitative values and qualitative concept description, and build the mixed information reasoning logic and RNN model based on cloud transformation. Then transform the numerical information into qualitative concept in the sense of probability through the cloud transformation, and express the inference rules as neurons, and use the learning nature of the neural networks to achieve adaptive processing of mixed quantitative and qualitative information. Taking pumping unit balance diagnostic for example, the experimental results verify the validity of the model and algorithm.

Key words: information fusion; cloud model; artificial neural network; reasoning; learning algorithm

0 引言

在实际工程领域和科学研究中,许多非线性系统信息处理的对象常常是数值信号和带有领域规则信息的结合,一些多信号源信息系统所接收的信号既有数值型的,也有从具体问题获取或领域专家确定的定性知识^[1-3]。如果将定量与定性信息恰当结合,针对典型应用问题,建立起新的融合方法和计算模型,则可提高对定性定量混合信息的实际处理能力。

近四十年来,混合信息处理的研究主要集中在信息融合、模糊计算等方面,在理论发展和技术实现上都获得了许多重要进展^[4-6]。模糊理论其优点是可以较好地描绘人类的思维方式,结合经验知识,可对复杂事物和系统进行分层次的模糊表示,在模糊识别、模糊推理、模糊控制与模糊决策等领域得到了有效应用。模

糊系统与神经网络的结合也有多种方式,许多学者针对模糊神经网络不同的结构和算法进行了研究,提出了多种模糊神经网络模型^[7-10]。但在模糊集理论中,一般是采用隶属度来描述模糊的程度,而在实际中很难正确得到系统的隶属函数,往往带有研究者的主观判断;对于不同的应用,目前还没有一个通用的隶属函数确定方式。李德毅院士在概率论和模糊集合关联性分析的基础上,通过构造特定的算法,提出一种定性概念与其定量数值表示之间不确定性关系的转换模型——云模型^[11-14],建立了一种新的定性知识描述方法,可反映客观世界事物或人类知识中概念的模糊性和随机性,并给出了论域中定性概念到定量信息映射的正向云变换,以及定量信息到定性概念转换的逆向云变换两种模型,为定性和定量相结合的信息处理提供了一

收稿日期:2014-03-26

修回日期:2014-06-27

网络出版时间:2015-01-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61170132);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,研究方向为人工神经网络、优化算法;张亚光(1990-),男,硕士研究生,研究方向为人工神经网络、智能信息处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150120.2155.004.html>

种新的手段。目前,已在系统控制、进化优化、综合评测等领域中得到有效应用^[15-17]。

针对数值信息与定性领域知识相互融合的计算推理问题,笔者提出了一种基于逆向云变换的混合推理神经网络(Hybrid Reasoning Neural Network, HRNN)。利用逆向云变换可实现定量数值到定性概念描述间不确定关系的转换,以及正态云模型对于实际问题描述所具有的普遍适用性^[18],建立基于正态云逆变换的混合信息推理逻辑和 HRNN 模型。将数值信息通过逆向云变换在概率意义下转化为概念谓词,把推理规则表示为神经元,以论域中的定性概念作为系统输入/输出变元的谓词,利用人工神经网络的学习性质来实现逻辑计算推理。将 HRNN 实际用于油田开发测井水淹层判别,取得了较好的应用结果。

1 云模型和逆向正态云发生器

1.1 云模型

定义:设 U 是一个用数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念。若定量值 $x \in U$ 是定性概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0,1]$ 是具有稳定倾向的随机数,即 $\mu:U \rightarrow [0,1], \forall x \in U, x \rightarrow \mu(x)$, 则 x 在论域 U 上的分布称为云,记为 $C(x)$,云中的每个 (x,μ) 称为一个云滴。当 $C(x)$ 为正态分布时,即 $x \sim N(Ex, En^2)$ 且 x 对 C 的隶属度满足: $\mu = \text{Exp}[-(x - Ex)^2/2 (En')^2]$, 则称 $C(X)$ 为正态云。这里, $En' \sim N(En, He^2)$ 。

云模型所表达概念的整体特性可以用云的期望 Ex 、熵 En 和超熵 He 3 个数字特征来描述,记为 $C(Ex, En, He)$ 。云模型的数字特征把定性概念的模糊性和隶属度的随机性有机结合到一起,构成了论域中定性信息与定量信息之间的转换关系。

1.2 逆向正态云发生器

根据 $C(Ex, En, He)$ 对论域描述的整体特性和统计意义,构建从量化数值到定性概念的转换模型,即逆向正态云发生器,实现将表征论域分布特征的数值信息在概率意义下转换为以数字特征 (Ex, En, He) 表示的定性描述^[19]。

逆向正态云发生器 CG^{-1} 实现的算法步骤如下:
输入:样本点 $x_i, i = 1, 2, \dots, n$;
输出:反映定性概念的数字特征 (Ex, En, He) 。

- (1) 根据 x_i , 计算样本均值 $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$; 一阶中心矩 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{X}|$; 方差 $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2$;
- (2) 计算 x_i 的期望 Ex 的估计值: $\hat{Ex} = \bar{X}$;

(3) 计算 x_i 的熵的 En 估计值: $\hat{En} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - Ex_i|;$$

(4) 计算超熵 He 的估计值: $\hat{He} = \sqrt{S^2 - \hat{En}^2}$ 。

2 基于云变换的混合推理神经网络

2.1 混合推理神经元

混合推理神经元(Hybrid Reasoning Neural, HRN)在语义上表示为一个加权推理的规则,其中前提和结论是以定性概念作为变元的谓词。神经元中,论域的“语义知识”通过一个逻辑计算规则来表达,输入信息经加权聚合后输出一个谓词,当其真度大于某一可应用阈限时,按照推理规则产生一个相应的结论。HRN 的结构和变换关系如图 1 所示。

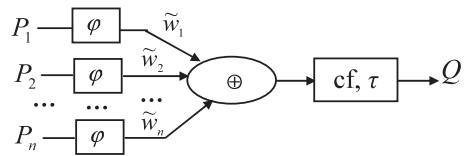


图 1 混合推理神经元

图 1 中, P_i 为输入谓词, Q 为结论谓词,均取真值于 $[0,1]$;“ \oplus ”为 HRN 的加权聚合算子;连接权 \tilde{w}_i 为第 i 个前提在推理计算中的权重,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 $(0 < \tau \leq 1)$ 。当输入谓词的真度 $r = \sum_{i=1}^n \tilde{w}_i * T(P_i) \geq \tau$ 时,该规则就可被应用。这里 $T(P_i)$ 为 P_i 的真度, $i = 1, 2, \dots, n$; φ 为云模型量化数值信息到定性概念谓词的转换函数:

$$\varphi(P) = \begin{cases} P; & \text{如果 } P \text{ 为定性谓词} \\ CG^{-1}(P); & \text{如果 } P \text{ 为数值信息} \end{cases} \quad (1)$$

由图 1, HRN 描述的计算推理规则可表示为:

$$\tilde{w}_1 \& \varphi(P_1) \oplus \tilde{w}_2 \& \varphi(P_2) \oplus \dots \oplus \tilde{w}_n \& \varphi(P_n) \rightarrow Q, cf, \tau \quad (2)$$

2.2 混合推理神经网络

HRNN 是由若干个 HRN 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 个计算推理的前提, m 个推理结论,网络结构如图 2 所示。

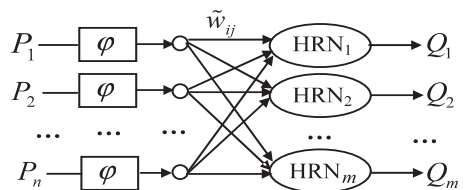


图 2 混合推理神经网络

图 2 中, $\text{HRN}_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 为由式(2)定义的 HRN; $P_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为输入谓词, 即推理的前提; $Q_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 为网络输出, 是推理的结论; \tilde{w}_{ij} 为网络连接权, 满足: $0 \leq \tilde{w}_{ij} \leq 1, \sum_{i=1}^n \tilde{w}_{ij} = 1$ 。

3 学习算法

HRNN 的推理过程等价于如下方程组的真值计算问题:

$$\begin{cases} \text{cf}_1 * (\tilde{w}_{11} \& T(\varphi(P_1)) \oplus \dots \oplus \tilde{w}_{1n} \& T(\varphi(P_n))) = T(Q_1) \\ \text{cf}_2 * (\tilde{w}_{21} \& T(\varphi(P_1)) \oplus \dots \oplus \tilde{w}_{2n} \& T(\varphi(P_n))) = T(Q_2) \\ \dots \\ \text{cf}_m * (\tilde{w}_{m1} \& T(\varphi(P_1)) \oplus \dots \oplus \tilde{w}_{mn} \& T(\varphi(P_n))) = T(Q_m) \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中, cf_j 为第 j 条推理规则的信度因子, $T(\varphi(P_i))$ 为前提 P_i 的真度, $T(Q_j)$ 为结论 Q_j 的真度。

HRNN 的学习过程是根据已知的一些事实, 在关于谓词真度 $T(\varphi(P_1)), T(\varphi(P_2)), \dots, T(\varphi(P_m))$; $T(Q_1), T(Q_2), \dots, T(Q_m)$ 的若干组合理值中反过来求取一组权系数 $\tilde{w}_{ij} (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$, 使之满足方程组(3)。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, 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 HRNN 的泛化性质, 要求训练集中有较多的学习样本, 故仅考虑 $k > n$ 的情形。此时, 方程组(3)可写为如下超定方程组的形式:

$$\begin{cases} T_{11}w_{11} + T_{12}w_{12} + \dots + T_{1n}w_{1n} = T_{11}/\text{cf}_1 \\ \dots \\ T_{11}w_{n1} + T_{12}w_{n2} + \dots + T_{1n}w_{nn} = T_{1n}/\text{cf}_n \\ \dots \\ T_{k1}w_{11} + T_{k2}w_{12} + \dots + T_{kn}w_{1n} = T_{k1}/\text{cf}_1 \\ \dots \\ T_{k1}w_{n1} + T_{k2}w_{n2} + \dots + T_{kn}w_{nn} = T_{kn}/\text{cf}_n \end{cases} \quad (4)$$

解上述方程组可视为线性规划求解问题。根据最小二乘原理和多元函数极值应满足的充分条件, 方程组(4)对 w_{ij} 求解问题可转换为对如下正规方程组的求解:

$$\sum_{j=1}^n C_{sj}w_{ij} = D_{sr}, s, r = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$\text{其中, } C_{sj} = \sum_{i=1}^k T_{ij}T_{is}; D_{sr} = \sum_{i=1}^k T_{ir}T_{is}/\text{cf}_r。$$

采用高斯-塞德尔迭代法对方程组(5)求解, 迭代

公式如下:

$$\begin{cases} w_{11}^{k+1} = -\frac{C_{12}}{C_{11}}w_{12}^k - \dots - \frac{C_{1n}}{C_{11}}w_{1n}^k + \frac{D_{11}}{C_{11}} \\ \dots \\ w_{1n}^{k+1} = -\frac{C_{n1}}{C_{nn}}w_{11}^{k+1} - \dots - \frac{C_{nn-1}}{C_{nn}}w_{1n-1}^{k+1} + \frac{D_{n1}}{C_{nn}} \\ \dots \\ w_{n1}^{k+1} = -\frac{C_{12}}{C_{11}}w_{n2}^k - \dots - \frac{C_{1n}}{C_{11}}w_{nn}^k + \frac{D_{1n}}{C_{11}} \\ \dots \\ w_{nn}^{k+1} = -\frac{C_{n1}}{C_{nn}}w_{n1}^{k+1} - \dots - \frac{C_{nn-1}}{C_{nn}}w_{nn-1}^{k+1} + \frac{D_{nn}}{C_{nn}} \end{cases} \quad (6)$$

迭代式的初始值可取 $(0, 1)$ 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。

4 在油田开发油层水淹程度判别中的应用

油层水淹状况自动判别是油田开发生产中一项十分重要而又复杂的工作。利用多条随深度变化反映地层不同物理性质的测井曲线并结合油藏特征进行综合判别是水淹层识别的重要手段^[20]。根据实际工作总结, 选择自然电位 (SP)、深侧向电阻率 (RLLD)、浅侧向电阻率 (RLLS) 3 条测井曲线, 以及砂岩相对厚度 H 和油层沉积微相类型 S 为水淹层识别特征参数。油层水淹分程度为强水淹、中水淹、弱水淹、未水淹四个等级, 相对层厚 H 分为厚层、中厚层、薄层, 微相类型 S 划分为河道砂、废弃河道砂、席状砂。由于 SP、RLLD、RLLS 为三个数值信息, H 和 S 为定性信息, 故笔者采用 HRNN 建立油层水淹状况判别模型。

首先将 SP、RLLD、RLLS 三条曲线在小层深度区间内进行云模型变换, 提取出代表三条曲线性质的云模型, 然后结合砂岩相对厚度与沉积微相类型, 运用 HRNN 进行水淹层的模式判别。选择油田南部开发区块七口取心井共 133 个具有试油结果的小层进行实际资料处理, 其中强水淹油层 12 个、中度水淹油层 23 个、弱水淹油层 31 个、未水淹层 67 个, 油层厚度和微相类型分布较为均匀。以 83 个小层样本构成训练集, 50 个小层样本组成测试集。HRNN 部分水淹层识别数据如表 1 所示。

对测试集样本进行油水层判别, 判对 41 个, 判别正确率为 82.23%, 这在地质条件复杂的油水层自动识别中是一个较好的结果。其中在识别 W 型时, 由于测井曲线形态接近和测量误差影响, 会有一些被误判成 D 型。如果对曲线进行噪声处理, 判别的准确率还会进一步提高。

表1 HRNN 部分水淹层识别数据

SP 云模型	RLLD 云模型	RLLS 云模型	H 厚度	S 沉积	水淹级别	判别级别
0.022	0.178	0.397	2.4	1	D	D
0.044	0.053	0.012	2.8	3	D	D
0.015	0.213	0.497	4.2	1	W	D
0.008	0.301	0.528	3.4	3	Z	Z
0.004	0.412	0.666	2.8	1	W	W
0.057	0.658	1	1.4	1	G	G
0.033	0.181	0.694	3.6	1	D	D
0.02	0.134	0.944	3.8	3	D	D
0.017	0.194	0.618	4	1	W	W
0.035	0.396	0.809	4.6	2	W	D
0.035	0.537	0.654	4	3	W	W
0.055	0.62	0.89	1.6	1	G	G
0.594	0.441	0.496	2.1	1	Z	Z
...

注:W 代表未水淹;D 代表弱水淹;Z 代表中水淹;G 代表强水淹。

5 结束语

基于逆向云变换的模糊推理神经网络将谓词变元作为输入/输出,在一定程度模拟了人脑推理的思维规则且易于语义理解。文中算法克服了模糊神经网络在网络处理过程中由于信息量化造成信息丢失的缺点,且其结合了云模型与神经网络的优点,对语义模糊信息进行了较好的表示,使得在实际问题的求解中具有更为广泛的应用领域。笔者在算法的研究过程中,发现其对线性规划问题有很好的求解,结合复杂水淹层识别的实际问题,验证了模型及算法的有效性。

参考文献:

[1] 梁久祯,何新贵.模糊推理神经网络的函数逼近能力[J].系统工程与电子技术,2002,24(2):99-102.

[2] Jiang Ying,Zhang Qiuwen. A fuzzy comprehensive assessment system of dam failure risk based on cloud model[J]. Journal of Computers,2013,8(4):1043-1049.

[3] Xu Zhe,Zhu Ping,Mei Jie. Research on backward cloud model with uncertainty[J]. Journal of Networks,2013,8(11):2556-2563.

[4] Li Mingwei,Hong Wei-Chiang,Kang Haigui. Urban traffic flow forecasting using Gauss-SVR with cat mapping, cloud model and PSO hybrid algorithm[J]. Neurocomputing,2013,99:230-240.

[5] Tiruneh A T. Higher order Aitken extrapolation with application to converging and diverging Gauss-Seidel iterations[J]. Journal of Applied Mathematics and Physics,2013,1(5):128-143.

[6] 周琛晖.模糊神经网络稳定性分析及其应用[D].成都:电

子科技大学,2013.

[7] 张春岭.基于T-S模糊系统的模糊推理建模法[D].大连:大连理工大学,2013.

[8] 赵兴丽.基于模糊推理的表情识别研究[D].重庆:西南大学,2013.

[9] 秦松.基于改进云遗传算法的贝叶斯网络结构学习[D].杭州:浙江大学,2012.

[10] 沈进昌,杜树新,罗伟,等.基于云模型的模糊综合评价方法及应用[J].模糊系统与数学,2012,26(6):115-123.

[11] 付斌,李道国,王慕快.云模型研究的回顾与展望[J].计算机应用研究,2011,28(2):420-426.

[12] 张光卫,何锐,刘禹,等.基于云模型的进化算法[J].计算机学报,2008,31(7):1082-1091.

[13] 田敬北,蒋建国,张国富,等.基于云模型的Agent联盟评价[J].控制与决策,2013,28(1):152-156.

[14] 马颖,田维坚,樊养余.基于云模型的自适应量子粒子群算法[J].模式识别与人工智能,2013,26(8):787-793.

[15] 李庆,董庆宽,赵蕾.云模型中正向云算法的修正[J].西安电子科技大学学报,2013,40(5):169-174.

[16] 付学文.基于云模型的遗传算法的研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2011.

[17] 蒋建兵,梁家荣,江伟,等.梯形云模型在概念划分及提升中的应用[J].计算机工程与设计,2008,29(5):1235-1237.

[18] 李德毅,刘常昱.论正态云模型的普适性[J].中国工程科学,2004,6(8):28-34.

[19] 李德毅,孟海军,史雪梅.隶属云和隶属云发生器[J].计算机研究与发展,1995,32(6):15-20.

[20] 李桢,骆森,杨曦,等.水淹层测井解释方法综述[J].工程地球物理学报,2006,3(4):288-294.

一种基于逆向云变换的混合推理神经网络

作者：[许少华](#)，[张亚光](#)，[李学贵](#)，[XU Shao-hua](#)，[ZHANG Ya-guang](#)，[LI Xue-gui](#)
作者单位：[东北石油大学 计算机与信息技术学院, 黑龙江 大庆, 163318](#)
刊名：[计算机技术与发展](#)
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)
年，卷(期)：2015(3)

引用本文格式：[许少华](#), [张亚光](#), [李学贵](#), [XU Shao-hua](#), [ZHANG Ya-guang](#), [LI Xue-gui](#) 一种基于逆向云变换的混合推理神经网络[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(3)