

基于云变换的混合计算模型在水淹层识别中的应用^①

刘凌云¹, 许少华^{1,2}

¹(东北石油大学 计算机与信息技术学院, 大庆 163318)

²(山东科技大学 信息科学与工程学院, 青岛 266000)

摘要: 目前为止, 现有的自动判别方法难以反映定量指标和定性指标相结合的混合信息对水淹层识别的影响。因此, 为提高水淹层判别的准确度, 本文提出基于云变换的定量与定性混合计算神经网络模型来实现水淹层判别。一方面, 利用云模型将提取测井相数据中的定性信息, 保证了原始数据的完整性与客观性; 另一方面, 将输入信息中的定性概念通过正向标准云变换转换为量化的数值信息, 保证了数据的科学性; 最终将混合信息输入混合计算神经网络模型中进行判别, 从而得出结论。实验证明采用基于云变换的混合计算神经网络模型对水淹层进行识别, 具有精度高、速度快的特点, 是水淹层识别的一种比较实用的方法。

关键词: 云模型; 混合计算神经网络; 水淹层识别

Application of Hybrid Computing Neural Network Model in Water Flooded Layer Recognition Based on Reverse Cloud Transformation

LIU Ling-Yun¹, XU Shao-Hua²

¹(The College of Information Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266000, China)

²(School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: So far, the existing method for automatically discriminating information is difficult to reflect the impact of mixing quantitative and qualitative indicators of the combination of the water layer recognition. Therefore, in order to improve the accuracy of determining flooded layer, this paper proposes neural network model to calculate quantitative and qualitative transformation hybrid cloud-based discrimination to achieve flooded layer. On the one hand, qualitative information is extracted logs by cloud model, to ensure the integrity and objectivity of the original data; on the other hand, the information in the qualitative concept forward through the normal cloud is converted to quantized transform numerical information, ensures the scientific data; the eventual establishment of correspondence between the characteristics of the system input and results. Experimental results show the high accuracy of the calculation method for water layer recognition neural network based on hybrid cloud transformation, it has the characteristics of fast, flooded layer identification is a more practical approach.

Key words: cloud mode; hybrid computing neural network; water flooded layer recognition

1 引言

在油田开发阶段, 随着水淹日益严重, 水淹层的识别是油田挖潜开采, 提高采收率的关键工作^[1]。注水开采后, 水淹层发生很大的变化, 使得水淹层解释、水淹级别的划分变化更加复杂^[2]。水淹级别的高低表明了储集层剩余油的分布情况, 因此对水淹级别的准确划分影响到油田下一步开采方案的制定, 对于油田

的高产稳产具有重要的现实意义^[3]。

近年来, 随着计算机技术以及机器学习、模式识别等智能算法的发展, 为水淹层识别问题提供了新的解决思路^[4]。易雄鹰在基于机器学习的水淹层识别算法中采用将集成学习(Boosting)算法与支持向量机(SVM)理论结合而形成的 BoostingSVM 训练算法, 有效地控制集成学习算法的精度和效率, 进而提高了水

① 收稿时间:2016-04-13;收到修改稿时间:2016-05-12 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005504]

淹层识别的解释精度;基于人工神经网络的模式识别方法通过对训练样本集的学习可提高水淹层识别的智能化.国内外的学者利用测井曲线作为数据源,采用不同的智能算法对该问题进行求解,取得了不错的效果^[5].

上述方法都无法对水淹层识别中部分定性数据进行准确描述,针对这一问题,本文采用基于云变换的混合计算神经网络模型,利用云变换能够将定性信息进行定量表示的特征以及人工神经网络智能学习的特性,对水淹层识别问题展开研究.该模型运用对实际问题描述具有普遍适用性的正态云模型,在概率意义下,把模型输入信息中的定性概念通过正向正态云变换转换为量化的数值信息,建立起系统输入特征与结果的对应关系.通过人工神经网络的学习性质和云计算的办法来实现对问题的推理分析,最终实现对水淹层水淹程度的判别.

2 云模型和正向标准云发生器

在水淹层识别中,油田的注水和采油往往处于动态变化之中,并且不同区块受到的影响因素是不同的,为了提高识别模型的通用性,除了选取测井曲线的部分参数作为定量分析数据外,还应该提取区块的整体特征等定性信息进行分析.为了实现分析数据中定性信息向定量信息的转换,本文采用基于传统模糊理论和概率统计的定性定量信息转换模型,即云模型^[6].由于进行水淹层识别的测井曲线数据近似服从正态分布,所以具有良好的数学性质的正向云模型是一种较为重要和普遍的模型^[7].

2.1 云模型

云模型是一种将定量信息与定性信息之间相互转换的模型^[8].该模型使用泛正态分布来表示语言信息中的概念,将人类知识体系中概念的不确定性与模糊性体现出来,完成了定性概念与定量数值之间的转换过程.

定义^[9]: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 C 定性概念的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0,1]$ 是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,而 (x, μ) 称为一个云滴^[10].

云是由若干云滴组成的,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 等 3 个

数字特征来描述,称为云模型 (Ex, En, He) . 其中, Ex 表示云滴在论域空间分布的期望值,即最能够代表定性概念的点; En 表示定性概念的不确定性度量,可以用来描述云的跨度,反映云滴的离散程度; He 是熵的不确定性度量,可以用来描述云的厚度^[11].

若 $x \sim N(Ex, En'^2)$, 其中 $En' \sim N(En, He^2)$ 且 x 对 C 的隶属度满足: $\mu = \text{Exp}(-(x - Ex)^2 / 2(En')^2)$, 则 x 在论域 U 上的分布称为正态云.

2.2 正向标准云发生器

标准云发生器的原理是通过正态云模型生成符合正态分布云滴的过程,其中正态云模型的作用是将定性的概念信息转化成定量的云滴信息^{[12][13]}.由正向标准云发生器产生的云滴中,各个云滴对特定概念的贡献程度不同^[14],与正态分布类似.正向标准云发生器 $CG(Ex, En, He, x_0)$ 的输入为:数字特征 (Ex, En, He) 和特定的 x_0 ,生成云滴 $drop(x_0, \mu_i)$, 其中的 x_0 代表中特定的值, μ_i 代表的是 x_i 在隶属空间的确定性.输出为云滴 x_i 及其确定度 $\mu_i, i=1,2,\dots,n$. 具体的算法步骤如下:

Step1: 以云模型中的熵 En 为期望值、超熵 He^2 为方差生成一个正态随机数 $En'_i = \text{NOPM}(En, He^2)$;

Step2: 以 Ex 为期望值、以 En'_i 为方差,生成一个正态随机数 $x_i = \text{NOPM}(Ex, En'^2_i)$;

Step3: 依据 $\mu_i = \text{Exp}(-(x_i - Ex)^2 / 2(En'_i)^2)$ 计算确定度,即得到一个云滴 $drop(x_i, \mu_i)$;

Step4: 重复步骤 Step1 到 Step3,直至生成 n 个云滴.

3 基于云变换的混合计算神经网络

在石油地质研究中的水淹层自动判别中,存在没有将判别数据源中所包含的定量信息和定性信息进行有效结合的问题,即定性数据与定量数据的混合计算问题.针对这一问题,遵循“逻辑即计算”的原则,搭建了一种基于云模型的混合计算神经网络模型.一方面,把定性谓词通过正向正态云变换转换为数值信息,与定量数据构成混合输入;另一方面,利用人工神经网络的学习特性来实现对水淹层判别的计算分析,并采用适当的算法对混合计算网络的权值进行优化求解.

3.1 混合计算神经元

将混合系统中的定性信息通过正向正态云发生器在概率意义下映射为数值变量,以输入信号的加权求

和运算为聚合算子, 采用具有概率统计特性的指数型函数为激励函数, 混合计算神经元的结构如图 1 所示.

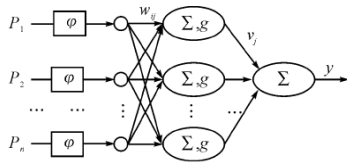


图 1 混合计算神经元

图 1 中, 系统输入 p_i 为定性谓词或定量信息, y 为混合计算结果; “ Σ ”为加权聚合算子; 连接权 ω_i 为第 i 个前提在混合计算中的权重, 满足 $\omega_i \geq 0$ 且 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$; φ 为云模型从定性概念到量化数值云滴的转换函数:

$$\varphi(P) = \begin{cases} P & P \text{ 为量化数值信息} \\ \text{CG}(P) & \text{如果 } P \text{ 为定性谓词} \end{cases};$$

$$g \text{ 取为指数型激励函数: } g(x) = \exp\left[\frac{x-1}{\sigma_2}\right].$$

由图 1, 混合计算神经元输入 / 输出之间的映射关系为:

$$y = g\left(\sum_{i=1}^n \omega_i \varphi(P_i) - \theta\right) \quad (1)$$

3.2 混合计算神经网络模型

将混合计算神经元和其他类型神经元按照一定的结构关系和计算逻辑构成混合计算神经网络. 采用单隐层、线性输出的结构, 网络模型如图 2 所示.

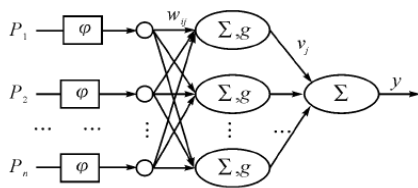


图 2 混合计算神经网络

图 2 中, $\omega_{ij} (i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,m)$ 为输入层节点与隐层节点的连接权, $v_j (j=1,2,\dots,m)$ 为隐层节点到输出节点的连接权, y 为网络输出的混合计算结果.

由图 2, 混合计算神经网络输入和输出之间的变换关系为:

$$y = \sum_{j=1}^m v_j g\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} \varphi(P_i) - \theta_j\right) \quad (2)$$

式(2)中, θ_j 为神经元阈值.

给定 K 个学习样本: $(x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}, d_k)$, $k=1,2,\dots,K$; 其中, d_k 为定性谓词或量化数值信息, 为对应输入 $x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}$ 网络的期望输出. 设对应第 k 个样本输入网络的实际输出为 y_k , 根据最小均方误差准则, 网络训练误差函数定义为:

$$E = \sum_{k=1}^K \|y_k - d_k\| = \sum_{k=1}^K \left(\sum_{j=1}^m v_j g\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} \varphi(x_{ij}) - \theta_j\right) - d_k\right)^2 \quad (3)$$

3.3 混合计算神经网络模型

混合计算神经网络的训练算法的实质就是求解均方差函数的最小值问题, 使用梯度下降法对权值进行求解, 按误差函数的负梯度方向修改权系数. 通过校正权值, 使输出的 y_k 接近期望的输出 d_k . 设 w_{jk} 是网络的一个权值, 则根据梯度下降法, 权值修正量应为: 通过每次调整增量 Δw_{ij} 和 Δw_{jk} 使总的误差向减小的方向变化, 直到满足一定的条件. 通过求解可知: 各层的权值中第 $n_0 + 1$ 与第 n_0 次的关系是:

$$w_{jk}(n_0 + 1) = w_{jk}(n_0) + \eta \sum_{p=1}^n \partial_{jk}^{(p)} x_j^{(p)} \quad (4)$$

$$w_{ij}(n_0 + 1) = w_{ij}(n_0) + \eta \sum_{p=1}^n \partial_{ij}^{(p)} x_j^{(p)} \quad (5)$$

$$\partial_{jk}^{(p)} = (d_k^{(p)} - y_k^{(p)}) * y_j^{(p)} (1 - y_j^{(p)}) \quad (6)$$

$$\partial_{ij}^{(p)} = \sum_{k=0}^m \partial_{ij}^{(p)} w_{jk} x_j^{(p)} (1 - x_j^{(p)}) \quad (7)$$

可见由后向前的反向传播的误差, 用于修正权值. 混合计算神经网络的学习步骤如下:

- (1) 给定网络学习误差精度 ε , 累计学习迭代次数 $s=0$, 学习最大迭代次数 M .
- (2) 初始化权值和阈值 w_{jk}, w_{ij}, θ_j ;
- (3) 由式(2)计算误差函数 E , 如果 $E < \varepsilon$ 或 $s > M$ 转到步骤 5.
- (4) 按式(3)-(7)步骤进行修正权值和阈值, $s = s + 1$, 转到步骤 3.
- (5) 输出学习结果, 结束.

4 在水淹层自动判别中的应用

在油田开发过程中, 油层水淹状况识别是一项非常复杂而又十分重要的工作. 由于油层水淹后其物性、流体性质、孔隙结构等发生了复杂变化^[15], 因而从随深度变化的测井曲线中选取能够反映地层中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^[16]. 油层水淹程度分为强水淹、弱中水淹、未水淹等三个等级^[17]. 根据测井变量

与水淹状况的相关分析结果并结合专家经验,选取深侧向电阻率(LLDR)、浅侧向电阻率(LLSR)、声波时差(AC)、自然电位(SP)和相对厚度 H 作为进行油层水淹判别的特征变量来确定水淹层的水淹状况. 相对层厚 H 为定性指标:分为厚层、中厚层、薄层. 选用判别水淹层实验井的测井曲线,对有试油结果的小层进行实际资料处理. 在实验选取 90 个小层样本作为训练集,其中强水淹油层 10 个、弱中度水淹油层 50 个、未水淹层 30 个,油层厚度和微相类型分布较为均匀. 由于数据较多,选取部分数据进行展示,如下表所示.

表 1 水淹层识别部分原始数据

SP	AC	LLDR	LLSR	H
0.623	0.158	0.164	0.154	中厚层
0.175	0.306	0.149	0.232	薄层
0.328	0.212	0.212	0.198	中厚层
0.757	0.405	0.045	0.056	厚层
0.584	0.282	0.092	0.087	中厚层

对于原始数据,首先将 SP、AC、LLDR、LLSR 四条曲线在小层深度区间内进行云模型变换,提取出代表四条曲线性质的云模型,即选取自然电位的 E_x 、 G_s 、 R_m ,选取声波时差的 E_x 、 G_s ,选取深侧向电阻率的 E_x 、 G_s ,选取浅侧向电阻率的 E_x 、 G_s 为网络输入,其中, E_x 为数值型变量,经归一化处理后可直接作为混合计算网络的输入;对于定性数据相对厚度 H,采用正向标准云发生器进行量化处理. 水淹层识别中原始数据经云变换处理后的数据的部分数据如下表所示.

表 2 原始数据经云变换处理后的数据

SP_{en}	SP_{en}	SP_{en}	AC_{en}	AC_{en}	$LLDR_{en}$	$LLDR_{en}$	H
0.533	0.095	0.586	0.143	0.02	0.194	0.012	1.3
0.165	0.084	0.447	0.256	0.03	0.189	0.012	1.5
0.338	0.086	0.523	0.186	0.01	0.242	0.032	2.2
0.767	0.426	0.585	0.395	0.02	0.045	0.045	1.7
0.684	0.637	0.535	0.292	0.02	0.082	0.023	1.6

经过正态云模型变换后的数据参与网络运算,混合计算神经网络的种群设定为 132 个,迭代次数 500 次,交叉概率为 0.83,变异概率为 0.17;网络输出为水淹状况:1 代表未水淹,2 代表弱中水淹,3 代表强水淹. 选取 52 个小层样本组成测试集进行测试,测试结果如下图所示.

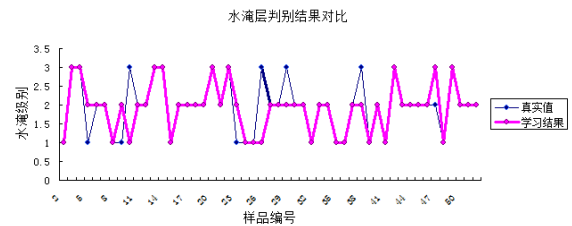


图 3 基于云变换的混合计算神经网络水淹层判别结果

通过实验,最后判对 45 个水淹层,判别正确率为 86.5%,实验证明混合计算神经网络在地质条件复杂的油水层识别中是一个有效的方法.

5 结语

由于影响水淹层识别的因素很多,并且它们之间通常是非线性、不确定的复杂关系,传统的水淹层自动判别方法难以反映指定量指标和定性指标相结合的混合信息对其产生的影响^[18,19],本文提出的基于云变换的混合计算神经网络模型,通过云模型提取测井曲线的定性信息,从而保留了原始数据的完整性与客观性,将提取的小层的特征信息融合其他数据作为网络的输入,可以比较方便的建立区块内水淹层识别模式^[20]. 通过实验结果可以表明,基于云计算的混合计算神经网络模型可以作为水淹层判别的新方法.

参考文献

- 王敏,张占松,胡松.基于主成分分析的 Fisher 判别法在 L 地区水淹层识别中的应用.长江大学学报,2010,4.
- 苗秀杰.基于小波变换的 SVM 在水淹层识别中的应用[学位论文].大庆:大庆石油学院,2007.
- 孟令胜.基于粗糙集与支持向量机的水淹层识别研究[学位论文].长春:吉林大学,2012.
- 杨王黎,王惠影.基于 B 样条核的水淹层识别方法.计算机工程与科学,2008,5.
- 张亚光.基于云变换的信息融合方法及智能推理模型的研究[学位论文].大庆:东北石油大学,2014.
- 范定国,贺硕,段富.一种基于云模型的综合评判模型.科技情报开发与经济,2003,12:28-34.
- 李海林,郭崇慧,邱望仁.正态云模型相似度计算方法.电子学报,2011,11:16-18.
- 张银燕,李弼程,崔家玮.基于云贝叶斯网络的目标威胁评估方法.计算机科学,2013,10:28-34.

- 9 李德毅,刘常昱.论正态云模型的普适性.中国工程科学,2004,8:28-34.
- 10 成煜,杭乃善,苏毅.基于云模型的线性网络二级电压控制分区及中枢点识别.华东电力,2015,40(5):169-174.
- 11 李海林,郭崇慧,邱望仁.正态云模型相似度计算方法.电子学报,2011,11:2561-2567.
- 12 李德毅,孟海军,史雪梅.隶属云和隶属云发生器.计算机研究与发展,1995,32(6):16-18.
- 13 李庆,董庆宽,赵蕾.云模型中正向云算法的修正.西安电子科技大学学报,2013,40(5):169-174.
- 14 李海林,郭崇慧,邱望仁.正态云模型相似度计算方法.电子学报,2011,11:2561-2567.
- 15 高静.量子差分进化算法在油田开发中的应用研究[学位论文].杭州:浙江大学,2015.
- 16 Pavlin G, de Oude P, Maris M, Nunnink J, Hood T. A multi-agent systems approach to distributed bayesian information fusion. Information Fusion, 2010.
- 17 苗秀杰.基于小波变换的 SVM 在水淹层识别中的应用[学位论文].大庆:东北石油大学,2007.
- 18 孟晖,王树良,李德毅.基于云变换的概念提取及概念层次构建方法.吉林大学学报(工学版),2010,3:782-787.
- 19 蒋建兵,梁家荣,江伟,顾志鹏.梯形云模型在概念划分及提升中的应用.计算机工程与设计,2008,5:1235-1237, 1240.
- 20 许少华,刘扬,何新贵.基于过程神经网络的水淹层自动识别系统.石油学报,2004,4:54-57.