

doi: 10.11720/wtyht.2019.1277

付康伟, 张学强, 彭炎. BP 神经网络算法在陆域天然气水合物成藏预测中的应用[J]. 物探与化探, 2019, 43(3): 486–493. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2019.1277>

Fu K W, Zhang X Q, Peng Y. The application of BP neural network algorithm to the prediction of terrestrial gas hydrate accumulation[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2019, 43(3): 486–493. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2019.1277>

BP 神经网络算法在陆域天然气水合物成藏预测中的应用

付康伟¹, 张学强¹, 彭炎²

(1. 中国地质大学(武汉) 地球物理与空间信息学院, 湖北 武汉 430074; 2. 中国地质科学院 地球物理地球化学勘查研究所, 河北 廊坊 065000)

摘要: 勘察陆域天然气水合物的过程中, 会产生大量的地质、地球物理和地球化学资料, 将这些数据资料与数学方法有机结合, 建立起综合信息预测模型对寻找水合物具有重要意义。笔者选取木里地区为主要研究区域, 综合区内勘查已获得的地质、地球物理和地球化学数据, 分析和提取了对水合物成藏有利的特征, 给出了相应的预测变量转化规则。采用 BP 神经网络这种非线性预测方法进行成藏预测研究, 并对结果进行对比评估。结果显示, 钻遇水合物的钻井与预测得到的高有利度区吻合, 未遇水合物的钻井基本落于低有利度区, 算法有效实用, 建立的转换规则切实可行。

关键词: BP 神经网络; 天然气水合物; 水合物预测; 木里地区

中图分类号: P631

文献标识码: A

文章编号: 1000-8918(2019)03-0486-08

0 引言

近几年来, 青海木里地区的勘察技术研究工作取得了不小的进展, 前人在冻土区天然气水合物地球物理^[1-3]、地球化学^[4]和遥感^[5]等勘察技术上进行了不少的研究与尝试, 探索与研究了冻土区天然气水合物有关的物化探异常标志, 取得了丰硕的成果^[6]。但是, 目前各个探测方法相互独立, 推测划定成藏有利区时往往只使用单个指标或是多个指标的线性叠加进行评定, 当选择的异常标志指导意义强烈的时候, 这样的方法简单高效实用, 但是当地下情况比较复杂, 难以用单个指标或者多个指标线性叠加进行评定的时候, 这样的方法预测就存在有一定的局限性。陆域天然气水合物成藏直接受冻土、构造、气源等条件控制^[7], 情况复杂, 单方法难以直接适用于成藏预测, 因此, 需要研究出合适的方法充分合理的综合利用现有的物探化探、地质资料来进

行成藏预测, 为后续的勘探提供更好的指导。

目前, 国内外少有天然气水合物成藏预测方面的研究, 少有的这些研究也多集中于海域^[8-9], 但是陆域冻土区天然气水合物与海域天然气水合物有不同的异常识别标志, 不能生搬硬套。得益于前人在青海木里地区的水合物成藏模式及主要控矿要素已做过的研究, 笔者利用综合物化探、地质资料, 建立起一套将实际数据转化为预测变量的规则, 采用 BP 神经网络这种非线性算法, 比较并建立起合适的模型进行预测, 并根据预测的结果圈定出可能存在天然气水合物的靶区, 这一结果也为落实陆域冻土区天然气水合物的建议钻井位置提供参考, 有助于我国陆域冻土区天然气水合物的研究工作。

1 算法原理

BP 神经网络的神经元模型^[10]如图 1 所示。其基本原理是, 神经元接受来自其他神经元的输入信

收稿日期: 2018-07-13; 修回日期: 2019-02-17

基金项目: 中国地质调查局地质调查“陆域冻土区天然气水合物物化探靶区预测研究”项目(DD20160224)

作者简介: 付康伟(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事浅地表地震资料处理与解释。Email: 191267231@qq.com

通讯作者: 张学强(1964-), 男, 副教授, 主要从事地震勘探及地震系列软件开发。Email: 97688628@qq.com

号,这些输入信号通过权重进行连接,而后得到一个总的输入值,神经元将这总输入值与阈值进行对比,最后通过激活函数产生输出。

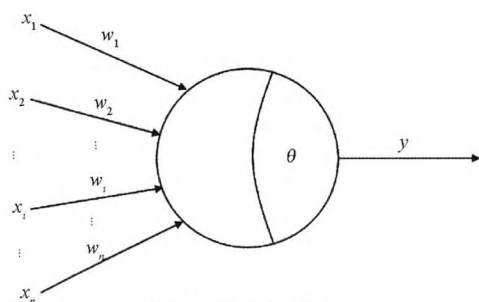


图1 神经元模型

Fig.1 Neuron model

BP 神经网络的结构由输入层、隐含层、输出层构成,隐含层可由多层神经元组成。相邻两层神经元之间进行全连接,而各层神经元之间没有连接,其基本网络结构如图 2 所示。

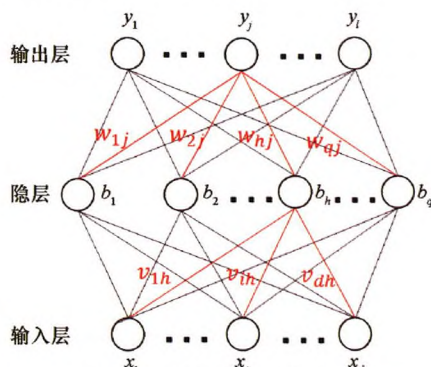


图2 神经网络基本结构

Fig.2 Basic structure of neural network

BP 神经网络的训练过程分为两个阶段^[11]:第一个阶段是信号的前向传播,即信号从输入层传入隐含层,最后到达输出层;第二个阶段是误差的反向传播,其具体步骤如下:

① 初始化网络连接权重 v_{ih}, ω_{hj} ;

② 计算隐层第 h 个神经元接收到的输入为 α_h

$$= \sum_{i=1}^d v_{ih} x_i, \text{ 通过激活函数 } f \text{ 得到 } b_h;$$

③ 计算输出层第 j 个神经元接收到的输入为 β_j

$$= \sum_{h=1}^q \omega_{hj} b_h;$$

④ 计算输出层实际输出 $\hat{y}_k = (\hat{y}_1^k, \hat{y}_2^k, \dots, \hat{y}_i^k)$ 。

$$\hat{y}_j^k = f(\beta_j - \theta_j);$$

⑤ 利用网络期望输出和实际输出,计算出误差

$$\text{函数 } E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l (\hat{y}_j^k - y_j^k)^2;$$

⑥ 调整隐层到输出层的连接权重。 $\Delta \omega_{hj} = \eta \hat{y}_j^k$

$$(1 - \hat{y}_j^k)(y_j^k - \hat{y}_j^k)b_h;$$

⑦ 调整输出层的阈值。 $\Delta \theta_j = -\eta \hat{y}_j^k (1 - \hat{y}_j^k)(y_j^k - \hat{y}_j^k);$

⑧ 调整输入层到隐层的连接权重。 $\Delta v_{ih} = \eta b_h$

$$(1 - b_h) \sum_{j=1}^l \omega_{hj} \hat{y}_j^k (1 - \hat{y}_j^k)(y_j^k - \hat{y}_j^k)x_i;$$

⑨ 调整隐层的阈值。 $\Delta \theta_j = -\eta b_h (1 - b_h) \sum_{j=1}^l \omega_{hj}$

$$\hat{y}_j^k (1 - \hat{y}_j^k)(y_j^k - \hat{y}_j^k);$$

⑩ 重复上述 2~9 步,直到误差 E_k 变得足够小。

在算法中,学习率 $\eta \in (0, 1)$ 控制着每一轮迭代中的更新步长,若太大则容易振荡,太小则收敛速度又会过慢,因此往往需要不断的尝试,才能得到一个合适的参数值。实际上,只需包含一个足够多神经元的隐层,网络就能以任意精度逼近任意复杂度的连续函数^[12]。然而,隐层神经元的个数设置仍然是个难题,往往需要试错来调整。

2 预测变量的择选与转化

笔者采用的 BP 神经网络算法构建在地球物理、地球化学、地质资料基础上,因此预测变量也将从目前获得的这几种资料中择取。

预测变量择选时,一是要择选合适的数目,变量太少的话,结果严重依赖少数的几种变量,不能够合理的反映真实情况;变量过多的话,会导致模型空间过于复杂;二是优选合适的属性,要结合勘探的目标体作具体分析。本文所要勘探的目标体是冻土区的天然气水合物,冻土区水合物的形成的前提环境就是得有较厚冻土层覆盖,并且钻探的资料也揭示天然气水合物往往在 120 m 以下才有发现,因此一些探测深度较浅的物探方法就不适合参与到预测变量的构建中。综合分析现有的物化探、地质资料,结合前人工作基础,本文择选的预测变量主要有断裂信息、冻土层厚度、电阻率高阻异常、地球化学信息。另外,择选的预测变量往往不能直接使用,而是要构建起一种合理有效的转化规则,使其转变成能够更好的为算法所用的数据形式。择选的变量的异常响应特征与相应的转化规则如下。

2.1 断裂

前人的工作表明,冻土区的断裂构造既是烃类气体运移的通道,又是其聚集的场所。断裂的存在是冻土区天然气水合物能否成藏的关键因素^[13]。木里地区的天然气水合物成藏模式可以被推断为两

个阶段^[14]:一是运移和聚集阶段,即深部的烃类气体沿断裂向上运移,而后在连通性较差的裂隙中聚集。二是成藏阶段,即先前聚集的气体 and 微生物成因气与煤层气混合,在稳定带与水结合成天然气水

合物。由此可见,断裂的存在与天然气水合物的成藏具有很高的相关性,因此本文将断裂这一因素作为预测变量引入算法中,测区断裂构造如图 3 所示。

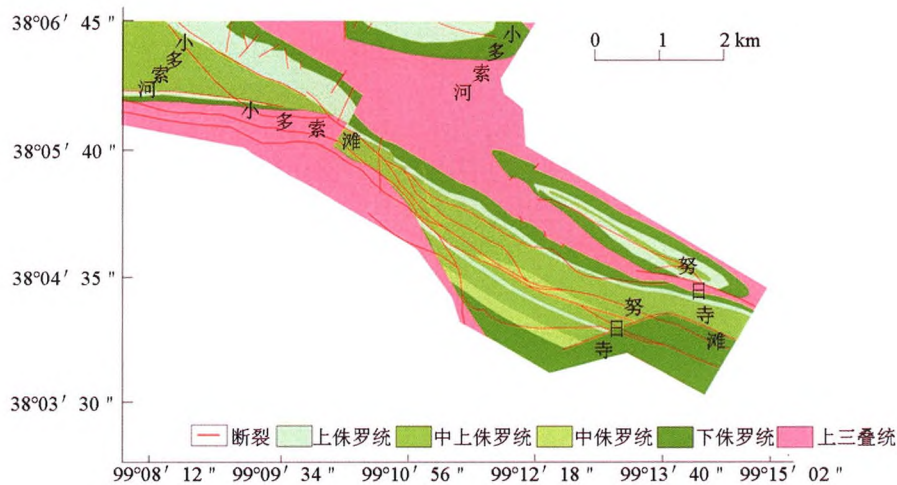


图 3 木里地区断裂示意

Fig.3 Schematic diagram of fault in Muli area

由于断裂数据不是连续型的数据,判别它的方式为存在或是不存在。因此笔者利用二态化的处理方法提取断裂构造数据,1 代表存在断裂,0 代表不存在断裂。主要方式是将图 4 中的断裂利用数字化技术人工识别离散出来后,以坐标点的形式储存起来,而后再将这些坐标点的参数值置为 1。在后续的网格化处理中,程序将会以一个断裂有效半径进行搜索,如果该网格点的断裂有效半径范围内存在断裂点,则该网格点中代表断裂的哪一项置为 1,否则置为 0。考虑钻遇水合物与最近断裂点的距离,以及离散化带来的误差,算法将断裂有效半径设置为 75 m。

2.2 冻土层厚度

冻土层具有致密性高和通透性差的特点,可以有效阻止下部游离气体向上迁移和聚集,是天然气水合物的良好盖层,因此,冻土层是陆域天然气水合物形成的必要圈闭条件^[15-16],只有在冻土层发育区才有可能形成天然气水合物。木里研究区具有丰富的烃类气体,气源条件良好,冻土层条件就成为能否形成天然气水合物的关键。结合钻井资料分析,钻遇水合物的井位往往分布在冻土层厚度较厚的区域,而未钻遇水合物的井位则分布在冻土层厚度较薄的区域。由此充分说明,冻土层厚度与冻土区天然气水合物的成藏有极大关联。由于冻土层厚度为连续性数据,因此后续的数据归一化方法采用最大最小值归一化。

2.3 电阻率高阻异常

前人在木里地区进行的音频大地电磁有效性实验表明^[17],水合物储层电阻率表现为低阻背景下的中高阻异常特征;水合物储层所产生的高电阻率异常呈水平产状展布;水合物成藏受断裂控制。上述的特征与非水合物储层的电性特征存在明显差异,可以作为识别水合物储层的标志。因此,将音频大地电磁高阻异常引入预测变量。

电阻率高阻异常往往是相对异常,难以设置阈值进行提取,这就给识别带来了难题。笔者目前还没找到可靠有效的算法进行高阻异常的识别,考虑过将深度学习中的卷积神经网络算法引入高阻异常的识别中,但困于数据量的不足,未能进行。因而,本文采用人工识别的方法,拾取每条测线的高阻异常。因为是否存在高阻异常是一个二元问题,其数据不是连续型,所以采用二态化的方法处理高阻异常,即若该测点下存在高阻异常则将该测点参数值记为 1,否则记为 0。

2.4 地球化学信息

地球化学信息提取主要涉及研究区化探异常区的圈定和识别,需要重点分析和研究区内化探异常。在实际应用中,对于天然气水合物矿藏而言,主要有成藏主元素异常和成藏指示元素异常两类。前人根据天然气水合物与地球化学元素相关度分析,探索出了很多成果^[18-19],本文据此选择的成藏主元素异常包括轻烃气体 SCH_4 、 WCH_4 、 SC_2H_6 、 WC_2H_6 ,成藏指示元素异常包括重烃气体 SC_2 、 WC_2 ,以及稀有气

体 He、Ne,一共 8 个地化指标作为后续的预测变量,这些地化指标的高异常指示可能存在天然气水合物。另外,需要注意的是,选取地球化学资料时,应尽量选择同年勘探测定的资料,若不是同年测定的,由于气体会挥发运移,造成即使是同一个地方,每年测定的地化指标都会发生变化,所以使用地化资料时,应尽量选取同年的,采样较全,能够覆盖研究区的数据。

由于地球化学数据都是数值型、连续型数据,因此算法将统一使用最大(最小)归一化方法进行处理。

3 数据处理

遴选出来的预测变量往往不能直接接入算法,需要对这些数据进行转化。由于样本的目标值是不存在水合物,笔者获取到钻孔数据也只有钻遇水合物、未遇水合物这两类样本,因此,笔者将钻遇水合物的目标值设置为 1,将未遇水合物的目标值设置为 0。

3.1 转化规则

就目前收集到的地质、地化、地物资料而言,一部分是数值型数据,比如地下视电阻率,冻土层厚度这样有明确的值的数据;另一部分则是描述式、标签式的数据,比如是否存在断裂,是否存在高阻异常。对于这种情况,笔者将对上述两部分数据分别使用归一化和二态化的方法进行转化。

针对数值型数据,由于不同属性数据代表的物理含义不同,其往往具有不同的量纲和量纲单位,具体在数值上表现为不同属性间的数值范围往往差异较大,这将对预测算法的性能与效果有较大的影响,为了保持这些属性在数值上的一致性,需要进行归

一化处理,处理的方法是线性归一化,公式如下:

$$x^* = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}。$$
 (1)

该方法多适用于数值比较集中的情况。缺陷在于,如果 max 和 min 不稳定,很容易使得归一化结果不稳定,影响后续的使用情况。实际应用中可以采用研究区的经验常数代替 max 和 min 的值。

针对描述式、标签式的数据,要想该属性能够参与到算法的运算中,必须要将其转换成数值。对这些数据采用二态赋值的方法进行处理,具体的做法是对于断裂这样的无测点的资料,先将其坐标数值化,而后判断该属性对天然气水合物成藏是否有利,有利则将该坐标点参数值赋为 1,如果不利,则为 0,对于音频大地电磁视电阻率高阻异常这样的有测点资料,就在每个测点上判断是否存在高阻异常,存在记为 1,不存在记为 0。

3.2 网格化

目前收集的数据大多是呈点状、线状的数据,分布散乱,不同属性的数据往往在空间分布上没有重合,难以直接用来进行预测。因此,必须设计一种规整数据、处理数据缺失项的方法以便供后续算法的使用。

笔者利用反距离加权法建立起了一种网格化的方法。在设定好网格的边界和 x、y 方向上的间隔后,程序会自动搜索现有的数据并利用反距离加权法建立起网格。每个网格点上存储的是相应的地质、地球物理、地球化学的各项数据资料。当网格点缺失某一项数据时,即在该搜索半径下,没有找到可用的该项数据,程序会使用 nan(not a number)标记该项的缺失,如果该网格点没有任何数据,那么算法会直接将该点存在天然气水合物的可能性记为 0。其示例表如下:

表 1 数据项缺失下的网格点样本
Table 1 Grid point sample with missing data items

	SCH ₄	WCH ₄	He	Ne		冻土厚度
情况 1	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan	Nan
情况 2	0.1459	0.0071	0.1509	0.9012		Nan
.....						
情况 N	0.0430	0.0056	0.1287	0.6141		0.5551

对于缺失数据的情况,采用针对不同数据项缺失的情况建立相应的预测模型的方法解决这一问题。比如,如果测区有缺失断裂构造数据的网格点,那么在建模的时候,算法会剔除掉断裂数据,利用剩余的数据新训练出一个模型来应对这种情况,缺失其它数据亦然。通过实验分析现有的数据后发现,

网格的间隔和反距离加权的搜索半径设置得当,缺失某一项数据的情况就会大大减少,因此,在实际工作中,往往不会建立很多个预测模型,算法的性能也就有了保障。

3.3 样本构建

本文的样本构建采用已有的 22 口钻井(由于

距离太近,DK1,2,3,7 后续合为一口处理)周边地球物理和地球化学信息作为算法的输入,是否存在水合物作为网络输出,训练并建立算法模型。其中,作为算法输入的预测变量项包括 AMT 视电阻率高

阻异常、断裂、冻土层厚度、He、Ne、SC₂、WC₂、SCH₄、WCH₄、SC₂H₆、WC₂H₆ 数据。由于输出的结果要映射成可能性分布图,所以算法的输出项为两个代表可能性的数值,即 1 和 0。

表 2 算法样本
Table 2 Sample table

钻井 编号	输入											输出
	AMT 高 阻异常	断裂	冻土 厚度	He	Ne	SC ₂	SC ₂ H ₆	SCH ₄	WC ₂	WC ₂ H ₆	WCH ₄	
DK1,2,3,7	1	1	0.39	0.25	0.68	0.06	0.08	0.10	0.25	0.18	0.05	1
DK13-11	1	1	0.35	0.21	0.97	0.05	0.06	0.08	0.54	0.65	0.69	1
DK12-13	1	0	0.30	0.26	0.72	0.08	0.10	0.12	0.28	0.20	0.06	1
DK9	1	1	0.58	0.33	0.55	0.02	0.01	0.03	0.29	0.23	0.04	1
DK11-14	1	0	0.61	0.22	0.49	0.03	0.03	0.05	0.23	0.15	0.01	1
DK10-17	1	0	0.34	0.30	0.42	0.03	0.03	0.13	0.40	0.21	0.00	1
DK8-19	0	1	0.22	0.21	0.50	0.01	0.01	0.02	0.25	0.16	0.00	1
DK10	0	0	0.56	0.29	0.66	0.13	0.17	0.26	0.63	0.53	0.16	0
DK4	0	0	0.51	0.24	0.63	0.03	0.04	0.05	0.53	0.58	0.26	0
DK10-16	0	1	0.32	0.38	0.61	0.22	0.28	0.29	0.71	0.36	0.01	0
DK10-18	0	1	0.34	0.09	0.62	0.02	0.01	0.02	0.45	0.42	0.34	0
DK6	0	1	0.01	0.31	0.51	0.01	0.01	0.02	0.36	0.30	0.12	0
DK7-20	0	0	0.18	0.34	0.49	0.01	0.01	0.02	0.51	0.27	0.00	0
DK5-22	0	0	0.00	0.28	0.64	0.03	0.02	0.03	0.27	0.22	0.04	0
SK0	1	1	0.43	0.26	0.62	0.05	0.07	0.08	0.28	0.25	0.08	0
SK1	0	1	0.32	0.22	0.86	0.05	0.06	0.08	0.43	0.47	0.44	0
SK2	1	1	0.51	0.38	0.59	0.02	0.01	0.03	0.34	0.28	0.06	0
DK5	0	0	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0
DK11	0	1	0.24	0.12	0.79	0.01	0.01	0.03	0.50	0.29	0.07	0

4 BP 神经网络

4.1 调参

本文研究中采用简单的单隐层前馈网络^[20],输入层到隐层的传递函数采用线性整流函数,隐层到输出层的传递函数采用恒等函数;学习率设为 0.001,最大训练步数为 2 000,训练的目标误差设为 0.000 1;并选用随机梯度下降算法作为网络的训练方法,建立起 BP 神经网络模型。在 BP 神经网络模型中,隐层单元数的多少是一个重要的问题。因为对于网络来说,若隐层单元数太少,网络模型可能训练不出来,即使训练出来,网络的容错性或推广性不

理想,若隐层单元数太多,又会使学习时间加长,且误差不一定达到最好。为此,本文研究过程中参考前人经验公式 $r = \sqrt{n+l} + a$,其中 r 表示隐层单元数, n 表示输入层单元数, l 表示输出层单元数, a 为 1~10 之间的常数,确定本次 BP 神经网络最初隐层单元数为 5,并且在网络学习的过程中根据学习情况动态调整隐层单元数。

根据参考公式,本次 BP 神经网络的隐层单元数取值在 5~30 之间,为了确定此区间中最佳隐层单元数,分别对神经元个数为 5、10、15、20、25、30 这 6 种情况下的网络进行预测。由于样本数量较少,决定采用留一交叉验证法,所得的预测误差曲线如图 4 所示^[6]。

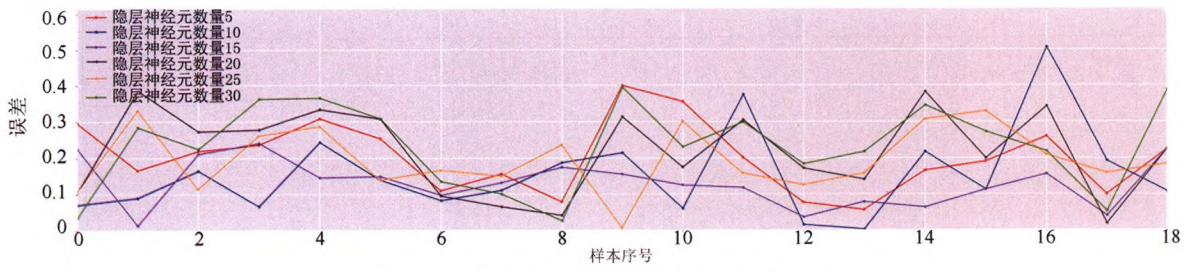


图 4 不同隐层神经元个数的预测误差结果

Fig.4 Prediction error result of different number of neurons in the hidden layer

当隐层神经元个数为 15 个时,预测误差相对较小并且稳定。因此,本次 BP 神经网络的隐层神经元个数最终确定为 15。

确定好隐层的神经元个数后,建立起 BP 神经网络模型后,将上述 19 个样本输入到设计好的 BP 神经网络中学习。BP 神经网络的训练算法自动将实际输出值和期望值进行比较,得到误差信号,

再将误差信号逆向传播至隐层神经元,重新调节神经元之间的连接权重,直到误差满足要求为止。

4.2 结果评价

利用建立好的 BP 人工神经网络模型,对木里研究区未知区域的天然气水合物进行预测,得到的木里研究区天然气水合物成藏预测结果如图 5 所示。

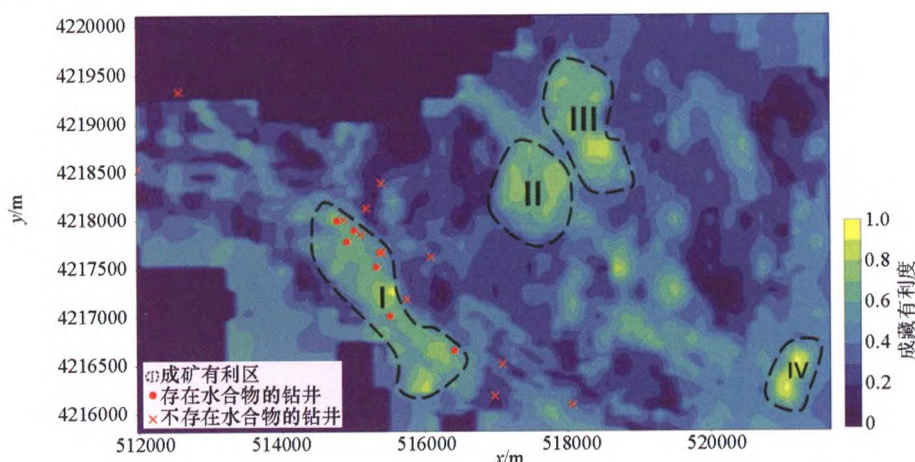


图 5 木里研究区基于 BP 神经网络的水合物成藏可能性预测

Fig.5 Prediction chart of hydrate accumulation possibility based on BP neural network

从图中来看,初步在研究区圈定了 4 个天然气水合物成藏有利区,从钻孔的分布来看,已知的钻孔大多分布于 I 号区域,且遇水合物的钻孔全都落于该有利区域内,而未遇水合物的钻孔大多落于成藏有利度较小的区域,只有少部分分布在 I 区。少部分落于成藏有利区的未遇水合物钻井(SK0、SK1、SK2)离钻遇水合物的井非常近,从这些钻井下的岩性情况来看,这些井未遇到水合物,可能只是钻孔打到的地方未发育小断裂、裂隙,不能够提供运移和储存的条件,也有可能是还有其他因素控制着成藏。总体来说,预测成果令人满意,有一定指导意义。

比照提取的预测变量各自的单元异常也可发现, I 号区域内的冻土层厚度较厚,内有近东西向断裂发育,存在音频大地电磁视电阻率高阻异常、烃类气源充足,该区域的钻孔也多有遇到水合物。II、III 号区域存在酸解烃高值异常,音频大地电磁视电阻率高值异常,但是冻土层较薄,顶空气体未在此地存在异常,小断裂发育不够充分。IV 号区域烃类气源充分、但是其它数据匮乏,缺少音频大地电磁数据、冻土层厚度、断裂信息,算法将该区域识别为有利区依赖于地球化学信息高值异常支撑。综上所述圈定 I 号区域为一级靶区, II、III 为二级靶区, IV 号区域为三级靶区。

5 讨论与结论

实际上,控制冻土区天然气水合物成藏的因素不止前文列出的 4 类,但是受限于资料的收集程度以及资料的可用度,本文择选了这 4 类数据作为预测变量,参与算法的运算。不过 BP 神经网络这种非线性预测算法是一类可以自我改进的算法,随着后续不断的累积钻孔数据,持续完备物化探、地质资料,明晰冻土区天然气水合物异常相应特征,算法的预测准确率将会越来越高,相应地,算法模型对天然气水合物的刻画也越来越深刻精确,这也将反过来帮助提升勘探效率,优选出合适的探测方法。

从图 5 这幅预测图上来看,仍然有几个未遇水合物的钻孔位于推断的一级靶区内,其原因有很多,可能是勘探的精细程度不够高,导致无法将这几个钻孔所在地的物化探、地质特性与钻遇水合物的地方区分开,也可能是仍旧有不少未知的控制天然气水合物成藏的因素在发挥作用,还有可能是其他的一些原因。这些在地理位置上相近,但是含有水合物与否相反的钻孔也给预测算法中模型的训练带来了相当大的麻烦。当两者靠的太近以至于其物化探、地质特征几乎一致(比如 SK-2 和 DK-9),但一个钻遇水合物,一个未遇水合物时,就要考虑将未遇水

合物的钻井作为一个噪点,去一井留一井^[10],在这种情况下,笔者倾向于认为该地存在天然气水合物,未遇水合物的钻井可能是因为刚好该井所在地没有裂隙或断裂,导致没有天然气水合物赋存的空间,因此选择去掉未遇水合物的钻井,保留钻遇水合物的钻井。

总体来看,钻遇水合物的钻井都落在预测图中的高有利度区,而未遇水合物的钻井往往落于低有利度区,这表明构建的转化规则有效,算法切实可行。本文探索出的转化规则也适用于其他勘探方法得到的异常特征,只需要查明该异常特征与冻土区天然气水合物异常响应关系,即可根据转化规则参与到算法的计算中,这一点也对该地区后续的工作有较大的意义。

笔者采用 BP 神经网络非线性算法进行木里天然气水合物的预测研究,取得的主要成果与结论如下:

1) 成功构建了各种物化探、地质的天然气水合物响应特征参数转化成为预测算法变量的规则,描述性的数据适合进行二态化,连续型数据适合进行归一化,效果良好。比如针对断裂这一地质因素,本文将其以 1 代表存在,0 代表不存在的二态化方法提取成预测变量。

2) 验证了利用 BP 神经网络算法进行冻土区天然气水合物预测的可行性与有效性。在现有资料的基础上,初步研发出木里天然气水合物预测系统,预测的结果基本符合现有钻孔实例。

3) 根据算法预测结果,圈定出了四个可能的成藏有利区,其中一级靶区一个,二级靶区两个,三级靶区一个,有助于后续的钻探勘察工作。

参考文献 (References):

- [1] 徐明才,刘建勋,柴铭涛,等. 青海省天峻县木里地区天然气水合物地震响应特征[J]. 地质通报,2011,30(12): 1910-1917.
Xu M C, Liu J X, Chai M T, et al. Seismic characteristics of natural gas hydrate in Muli area, Tianjun County, Qinghai Province [J]. Geological Bulletin of China, 2011,30(12): 1910-1917.
- [2] 许振奎,张胜业. 天然气水合物模型的瞬变电磁响应[J]. 地球物理学进展,2008,23(5): 1568-1574.
Xu Z K, Zhang S Y. On the research of marine gas hydrate deposits using sea-floor transient electromagnetic method[J]. Progress in Geophysics, 2008,23(5): 1568-1574.
- [3] 裴发根,何梅兴,仇根根,等. 青藏高原冻土区 AMT 探测天然气水合物采集试验[J]. 物探与化探, 2017, 41(6): 1113-1120.
Pei F G, He M X, Qiu G G, et al. AMT acquisition experimental study of gas hydrate exploration in the permafrost region of the Tibetan Plateau [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2017,41(6): 1113-1120.
- [4] 杨志斌,周亚龙,孙忠军,等. 祁连山木里地区天然气水合物地球化学勘查[J]. 物探与化探,2013,37(6): 988-992.
Yang Z B, Zhou Y L, Sun Z J, et al. Geochemical exploration of natural gas hydrate in Muli permafrost area in the Qilian mountain [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2013,37(6): 988-992.
- [5] Cen, Y, Wu T, Zhao H Q, et al. Methane analysis using SCIAM-ACHY data in permafrost area of China [C]//SPIE Asia-Pacific Remote Sensing, International Society for Optics and Photonics, 2012: 85242I-85242I.
- [6] 方慧,孙忠军,徐明才,等. 冻土区天然气水合物勘查技术研究主要进展与成果 [J]. 物探与化探,2017, 41(6): 991-997.
Fang H, Sun Z J, Xu M C, et al. Main achievements of gas hydrate exploration technology in permafrost regions of China [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2017,41(6): 991-997.
- [7] 何梅兴,方慧,裴发根,等. 青海木里地区冻土层、断层分布特征与天然气水合物成藏条件分析[J]. 物探与化探,2017, 41(6): 1133-1141.
He M X, Fang H, Pei F G, et al. Fault and frozen soil distribution characteristics of Muli natural gas hydrate area in Qinghai Province [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2017,41(6): 1133-1141.
- [8] 付超,于兴河,梁金强,等. 南海北部神狐海域不同类型水道及其天然气水合物成藏的差异[J]. 海洋地质与第四纪地质, 2017,37(6): 168-177.
Fu C, Yu X H, Liang J Q, et al. Types of sea-bottom channels and related gas hydrate accumulations in the Shenu area, South China Sea (SCS) [J]. Marine Geology & Quaternary Geology, 2017,37(6): 168-177.
- [9] 张伟,梁金强,陆敬安,等. 中国南海北部神狐海域高饱和度天然气水合物成藏特征及机制[J]. 石油勘探与开发,2017, 44(5): 670-680.
Zhang W, Liang J Q, Lu J A, et al. Accumulation features and mechanisms of high saturation natural gas hydrate in Shenhu Area, northern South China Sea [J]. Petroleum Exploration and Development, 2017,44(5): 670-680.
- [10] McCulloch W S, Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity [J]. The bulletin of mathematical biophysics, 1943,5(4): 115-133.
- [11] 杨文采. 神经网络算法在地球物理反演中的应用[J]. 石油物探,1995,34(2): 116-120.
Yang W C. Application of neural network algorithms to geophysical inversion [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 1995, 34(2): 116-120.
- [12] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators [J]. Neural Networks, 1989,2(5): 359-366.
- [13] 吴闯. 青海省木里地区天然气水合物构造藏机制[D]. 南京: 南京大学,2017.
Wu C. The structural accumulation mechanism of the natural gas hydrates in Muli Region of Qinghai Province [D]. Nanjing: Nanjing University, 2017.

- University, 2017
- [14] 卢振权,李永红,王伟超,等. 青海木里三露天冻土天然气水合物成藏模式研究 [J].现代地质, 2015(5):1014-1023.
Lu Z Q, Li Y H, Wang W C, et al. Study on the Accumulation Pattern for Permafrost-associated Gas Hydrate in Sanlutian of Muli, Qinghai [J]. Geoscience, 2015(5):1014-1023.
- [15] 伊海生,时志强,王造成,等. 青藏高原多年冻土区天然气水合物形成潜力及远景 [J].西藏地质, 2002(1):45-52.
Yi H S, Shi Z Q, Wang Z Q, et al. Potentiality and perspective of natural gashydrate in ever-frozen ground region of the QingHai-Tibet plateau [J]. Tibet Geology, 2002(1):45-52.
- [16] 吴青柏,蒋观利,蒲毅彬,等. 青藏高原天然气水合物的形成与多年冻土的关系 [J].地质通报, 2006, 25(1-2):29-33.
Wu Q B, Jiang G L, Pu Y B, et al. Relationship between permafrost and gas hydrates on Qinghai-Tibet Plateau [J]. Geological Bulletin of China, 2006, 25(1-2):29-33.
- [17] 方慧,裴发根,何梅兴,等. 音频大地电磁测深法探测冻土区天然气水合物有效性实验 [J].物探与化探, 2017, 41(6):1068-1074.
Fang H, Pei F G, He M X, et al. Effectiveness of audio magnetotelluric sounding for detecting gas hydrate in permafrost regions [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2017, 41(6):1068-1074.
- [18] 卢振权,唐世琪,王伟超,等. 青海木里三露天冻土天然气水合物气源性质研究 [J].现代地质, 2015(5):995-1001.
Lu Z Q, Tang S Q, Wang W C, et al. Study on the nature of gas source for permafrost-associated gas hydrate in Sanlutian of Muli, Qinghai [J]. Geoscience, 2015(5):995-1001.
- [19] 唐世琪,卢振权,王伟超,等. 青海木里三露天冻土区天然气水合物钻孔岩心顶空气组成及指示意义 [J].现代地质, 2015(5):1201-1213.
Tang S Q, Lu Z Q, Wang W C, et al. The indicative significance of gas composition of headspace gases from the gas hydrate drilling holes in the Sanlutian Mine of the Muli Mining area, Qinghai [J]. Geoscience, 2015(5):1201-1213.
- [20] 阴江宁,肖克炎,李楠,等. BP 神经网络在化探数据分类中的应用 [J].地质通报, 2010, 29(10):1564-1571.
Yin J N, Xiao K Y, Li N, Zou W. Application of BP neural network in the classification of geo-chemical survey data [J]. Geological Bulletin of China, 2010, 29(10):1564-1571.

The application of BP neural network algorithm to the prediction of terrestrial gas hydrate accumulation

FU Kang-Wei¹, ZHANG Xue-Qiang¹, PENG Yan²

(1. Institute of Geophysics and Geomatics, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China; 2. Institute of Geophysical and Geochemical Exploration, CAGS, Langfang 065000, China)

Abstract: During the exploration of terrestrial gas hydrates, Large quantities of geological, geophysical and geochemical data will be produced. The search for hydrate is of significance for effective combination of multi-source information with mathematical methods so as to establish a comprehensive information forecasting model. In this paper, the features which are favorable for gas hydrate accumulation were extracted from geological, geophysical and geochemical data in Muli area, and the corresponding transformation regularity was proposed. BP artificial neural network was used to do the study of gas hydrate prediction, and the effects of these two methods are compared and assessed. The results show that the prediction area is highly correlated with existing drilling result, suggesting that the methods are effective and the transformation regularity is feasible.

Key words: BP artificial neural network; gas hydrate; hydrate prediction; Muli area

(本文编辑:王萌)