

文章编号: 1001-1986(2018)05-0066-07

# 构造煤厚度定量预测技术新进展

马 丽<sup>1</sup>, 陈同俊<sup>2,3</sup>, 王 新<sup>4</sup>, 马国栋<sup>2,3</sup>

(1. 国土资源部煤炭资源勘查与综合利用重点实验室, 陕西 西安 710021; 2. 中国矿业大学煤层气资源与成藏过程教育部重点实验室, 江苏 徐州 221008; 3. 中国矿业大学资源与地球科学学院, 江苏 徐州 221116; 4. 中国矿业大学计算机科学学院, 江苏 徐州 221116)

**摘要:** 构造煤与原生煤的物性差异明显, 是煤层气储层建模需要考虑的关键因素之一。针对构造煤厚度分布预测这一关键问题, 以测井曲线和地震属性为数据输入, 综合分析了构造煤识别和厚度预测的最新研究进展。相对于交互式测井曲线识别来说, 基于小波多尺度分析和聚类分析的构造煤识别方法精度更高、可靠性更好。结合地震属性和机器学习算法, 可以获得精度更高的构造煤厚度确定性预测结果。结合地震属性和地质统计学随机模拟, 可以获得可靠性更高的构造煤厚度非确定性预测结果。尽管构造煤厚度预测已研究多年, 但构造类型和空间位置预测仍然需要进一步研究。

**关 键 词:** 构造煤; 识别; 测井曲线; 地震属性; 预测

**中图分类号:** P631 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1986.2018.05.011

## Recent progress of quantitative prediction of tectonic coal thickness

MA Li<sup>1</sup>, CHEN Tongjun<sup>2,3</sup>, WANG Xin<sup>4</sup>, MA Guodong<sup>2,3</sup>

(1. Key Laboratory of Coal Resources Exploration and Comprehensive Utilization, Ministry of Land and Resources, Xi'an 710021, China; 2. Key Laboratory of CBM Resource & Reservoir Formation Process, Ministry of Education, Xuzhou 221008, China; 3. School of Resource and Earth Science, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 4. School of Computer Science, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

**Abstract:** TDCs(Tectonically deformed coal) are obviously different from normal coal in physical characteristics. It is one of the key factors needed to be considered in CBM(coalbed methane) reservoir modeling. In order to figure out the issue of TDC thickness prediction, we analyzed the recent progress in TDC identification and thickness prediction using well logs and seismic attribution as inputs. Compared with the interactive recognition using well logs, the method for identifying TDCs based on wavelet multi-scale analysis and cluster analysis has higher accuracy and better reliability. Combining with seismic attributes and machine learning algorithms, one can produce a deterministic prediction of TDC thickness with more accuracy. Combining with seismic attributes and geostatistical stochastic simulation, one can produce a non-deterministic prediction of TDC thickness with higher reliability. Although the prediction of TDC thickness has been proceeded for many years, the prediction of TDC types and spatial characteristics still need further study.

**Keywords:** tectonic coal; identification; well log; seismic attribute; prediction

储层地质建模是煤层气开发的地质基础, 包括储层地质特征图形显示和井间储层特征预测等两部分。储层地质特征图形显示技术成熟, 已有多款商

业软件可以实现。但井间储层特征预测是储层地质建模的难点, 是目前主要的攻关对象<sup>[1-2]</sup>。对于常规油气储层来说, 通常以地震反演资料为基础预测并

收稿日期: 2018-05-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(41774128, 41704115, 41430317); 国土资源部煤炭资源勘查与综合利用重点实验室开放基金项目(KF2018-5)

**Foundation item** :National Natural Science Foundation of China(41774128, 41704115, 41430317) ;Key Laboratory of Coal Resources Exploration and Comprehensive Utilization, Ministry of Land and Resources(KF2018-5)

第一作者简介: 马丽, 女, 1975 年生, 陕西三原人, 高级工程师, 从事煤田地震勘探研究。E-mail: mary248@163.com

通信作者: 陈同俊, 男, 1977 年生, 安徽舒城人, 博士, 教授, 从事煤田地震勘探教学与研究。E-mail: tjchen@cumt.edu.cn

引用格式: 马丽, 陈同俊, 王新, 等. 构造煤厚度定量预测技术新进展[J]. 煤田地质与勘探, 2018, 46(5): 66-72.

MA Li, CHEN Tongjun, WANG Xin, et al. Recent progress of quantitative prediction of tectonic coal thickness[J]. Coal Geology & Exploration, 2018, 46(5): 66-72.

间储层特征。但对于薄且复杂的煤层气储层来说, 由于受分辨率的限制, 地震反演仍然无法准确预测井间储层特征。

构造煤是在地质历史时期, 原生煤经过物理和化学作用, 原生结构遭到破坏的一类煤体, 主要包括碎裂煤、碎粒煤和糜棱煤<sup>[3-4]</sup>。由于构造煤和原生煤间物性差异较大, 在储层建模时如果不考虑构造煤因素, 必然造成所建立储层模型与实际储层差异过大, 导致抽排采方案不符合实际情况<sup>[5-7]</sup>。为此, 构造煤预测、特别是构造煤厚度预测, 是煤层气储层预测的重要方面。

本次针对测井曲线识别技术、机器学习预测技术和地质统计学预测技术, 详细回顾综合利用测井曲线和地震属性等多源、多尺度数据, 系统分析煤层构造煤厚度定量预测技术的现状。

## 1 构造煤测井曲线识别

近年来, 学术界利用超声速度测试和压汞法等实验方法, 对构造煤和原生煤的物性特征进行了深入的实验研究。研究表明, 构造煤和原生煤间存在着明显的弹性、电性、强度和渗透率等物性特征差异<sup>[8-13]</sup>。对于原生煤来说, 其纵横波速度较高、密度较大、品质因子较大。对于构造煤来说, 其纵横波速度较低、密度较小、品质因子较小。除上述

弹性性质差异外, 构造煤和原生煤在电性上也存在着明显的差异。由于构造煤中裂隙较发育, 在钻孔潮湿环境下, 其电阻率明显小于原生煤。另外, 由于构造煤的质地较松软, 在钻探时会出现明显的扩孔现象, 导致井径增大。总之, 构造煤和原生煤间存在着较明显的弹性、电性和硬度差异, 是构造煤测井曲线识别的物理基础。

由于构造煤和原生煤在弹性、电性和硬度等方面存在明显差异, 通常使用电阻率、密度、自然伽马和声波等测井曲线为输入, 人机交互识别构造煤。不同种类构造煤间的渗透率、电性等物性虽有一定差异, 但人机交互识别很难准确区分。为此, 相关学者将小波多尺度分析和聚类分析等智能算法引入到构造煤测井曲线识别中<sup>[14-18]</sup>。由于原始测井曲线通常都含有一定的高频噪声, 首先通过小波多尺度分析, 剔除小尺度分量, 从而消除高频噪声的影响。再以多尺度分析的低尺度和中等尺度分量为数据输入, 利用聚类分析的方法, 将煤层自动划分为原生煤、碎裂煤、碎粒煤、糜棱煤和泥质夹矸等, 如图1所示。其中, LLD为归一化的电阻率曲线, DEN为归一化的密度曲线, GR为归一化的自然伽马曲线, AC为归一化的声波时差曲线。通过将小波多尺度分析和聚类分析相结合, 可以明显提高构造煤的识别精度和准确性。

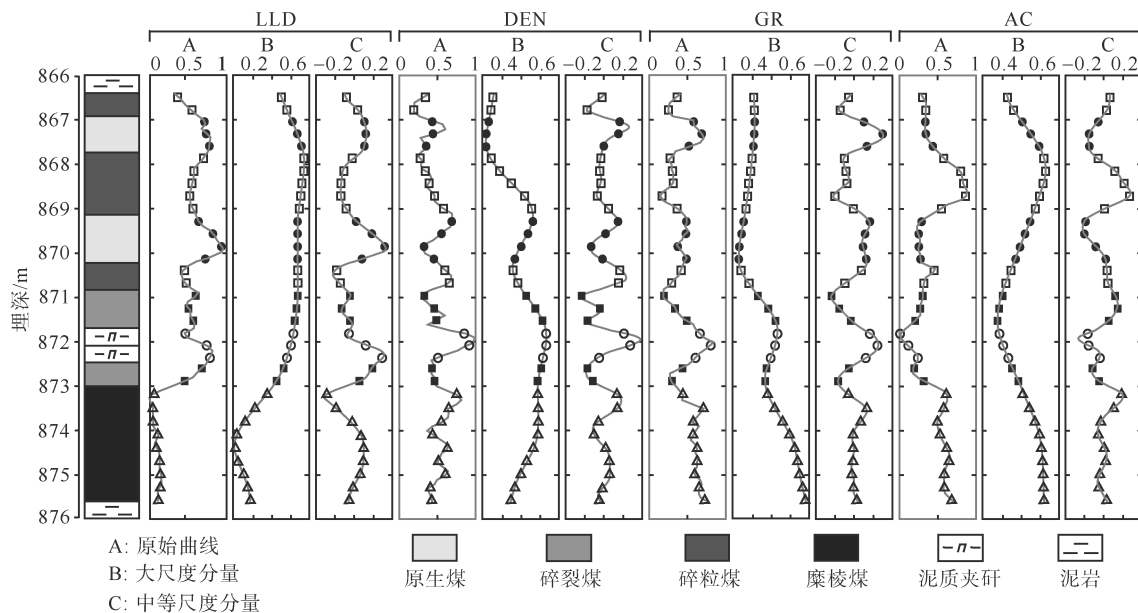


图1 构造煤测井曲线识别实例(归一化后)

Fig.1 TDC identification with well logs

## 2 机器学习预测技术

以多种测井曲线为输入, 利用小波多尺度分析和聚类分析方法可以识别出精度较高的构造煤及其

厚度。但是, 煤层气勘探区的钻孔分布密度通常较低, 构造煤测井曲线识别技术只能识别钻孔位置的构造煤, 无法识别井间构造煤厚度变化。不同于钻井, 三维地震数据的密度远高于钻孔密度, 网格密

度一般能达到 5 m×5 m。将高密度的地震数据和高可靠性的测井数据相结合,结合两者的优势,综合预测井间构造煤厚度是当前的研究热点。

## 2.1 人工神经网络预测

人工神经网络是模拟人脑结构和功能的一种数学模型,是一种非线性处理系统。尽管单个神经元的结构和功能非常有限,但大量神经元构造的网络系统能够实现非常复杂的功能。BP (Backpropagation) 神经网络是一种早期的神经网络算法,已被大量应用于模式识别、图像处理、智能控制和地学信息预测等诸多领域。但随着 BP 神经网络的大范围应用,其容易陷入局部最小化的缺点逐渐突显。为了克服 BP 神经网络的缺陷,学界将模糊系统和神经网络相结合,提出了模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, 简称 FNN)<sup>[19-20]</sup>。其中,基于 T-S 模型的模糊神经网络应用范围最广,其拓扑结构如图 2 所示。其中,Ⅰ为输入层,Ⅱ为模糊化层,Ⅲ为模糊规则层,Ⅳ为输出层。

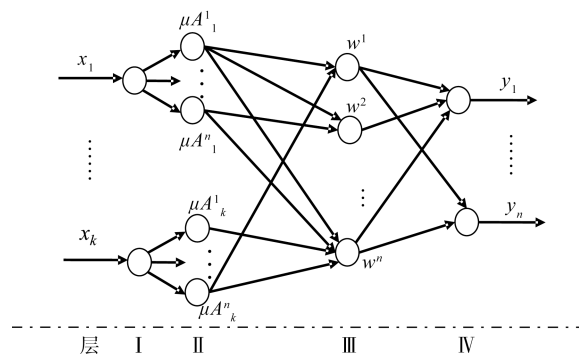


图 2 T-S 模型模糊神经网络拓扑结构

Fig.2 Topology of fuzzy neural network of T-S model

为了验证模糊神经网络预测构造煤厚度的可行性, Wang Xin 等<sup>[20]</sup>以阳泉矿区某采区 15 号煤层为目标区进行实例预测。在约 3.5 km<sup>2</sup> 的研究区内有 10 个钻孔揭露了 15 号煤层,煤层底板埋深如图 3a 所示。根据钻孔揭露,煤层厚度介于 6.3~10.2 m,平均 8.3 m;煤层直接顶、底板为泥岩或砂质泥岩,基本顶、底板为中、细粒砂岩。利用图 1 的构造煤识别技术,分别识别 15 号煤中的构造煤厚度(图 3),如“+”下标所示。由图可知,研究区中构造煤较厚区域主要分布在背斜轴附近。

为了预测全区构造煤厚度,提取 15 号煤层的振幅、频率、相位、谱分解和甜面等地震属性。将如图 3b 所示的瞬时振幅属性与图 3a 进行对比,发现构造煤较厚区域的振幅属性值较大,具有正相关关

系。同理,研究区中其他属性与构造煤厚度也具有一定的相关性。为此,以井旁地震道地震属性构建训练集,其他地震道地震属性构建预测集。将训练集数据输入 FNN 模糊神经网络,训练获得 FNN 构造煤厚度预测模型。将预测集输入 FNN 构造煤厚度预测模型,可获得如图 3c 所示的研究区构造煤厚度图。通过对比,发现 FNN 预测的构造煤厚度与测井曲线识别的构造煤厚度基本一致。

## 2.2 支持向量机预测

和人工神经网络不同,回归型支持向量机(Support Vector Machine, 简称 SVR)通过核函数变换,首先将输入数据变换到多维空间。通过寻找最优超平面,使所有训练样本离该面的误差最小,从而实现回归预测,如式(1)所示<sup>[21]</sup>。其中,  $X$  为输入向量,  $W$  为可调的权值向量,  $\varphi(X)$  为非线性映射函数,  $b$  为常数。由于 SVR 具有出色的小样本和非线性处理能力,已被用于划分城市功能区、预测粉尘聚集区和地质资料预测等领域,并取得了理想的应用效果。由于研究区钻孔较少,具有出色小样本处理能力的 SVR 非常适合研究区预测。

$$f(X) = W^T \varphi(X) + b \quad (1)$$

为了验证 SVR 预测构造煤厚度的可行性,陈同俊等<sup>[22]</sup>以阳泉矿区某采区 15 号煤层为目标区进行实例预测,如图 3a 所示。通过提取 50 Hz 谱分解属性、90 Hz 谱分解属性和甜面属性,结合测井曲线识别的构造煤厚度,构建训练集。通过训练,发现当核函数选为径向基函数、惩罚因子取 0.13、方差取 0.13 时,预测效果最好。为此,将上述参数设置为 SVR 预测模型参数,输入训练集训练生成构造煤预测模型。将井间地震属性构成的预测集输入预测模型,可以获得如图 3d 所示的研究区构造煤厚度图。将图 3d 与图 3a 进行对比,发现钻孔位置预测的构造煤厚度与测井曲线识别的厚度基本一致,并且符合厚构造煤区域位于背斜轴附近的地质规律。通过将图 3d 和图 3c 相对比,发现除个别位置有细微差别外,两者预测的构造煤厚度总体一致。

虽然两种方法原理不同,输入的地震属性不尽相同,但两者的预测结果基本一致,可以相互印证。另外,和 Wang Xin 等<sup>[10]</sup>采用极限学习机的预测结果也极为相似。因此,只要选择的地震属性和参数适当,机器学习方法可以获得精度较高的构造煤厚度的定量预测结果。

## 3 地质统计学预测技术

对于构造煤厚度的机器学习预测来说,神经网络

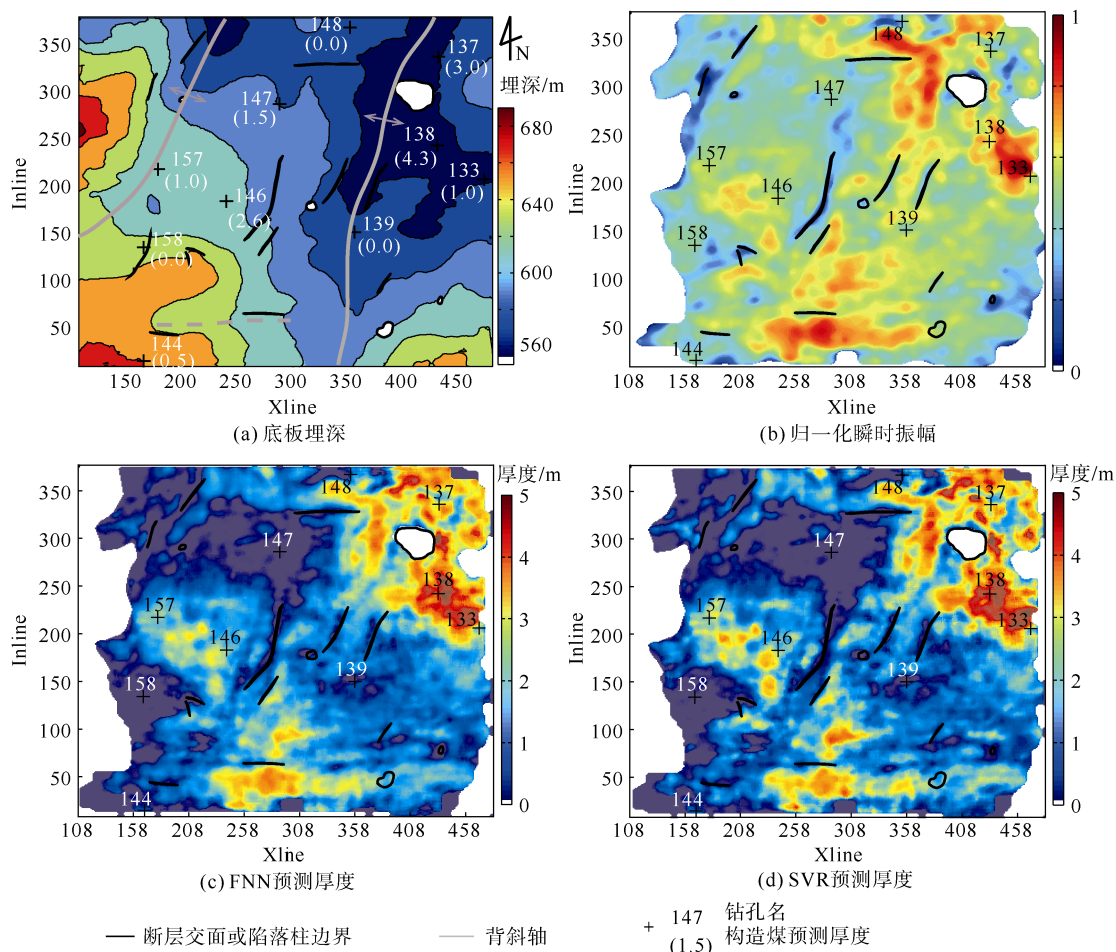


图 3 构造煤厚度机器学习预测

Fig.3 TDC thickness prediction with machine learning

络和支持向量机算法都需要训练已知数据生成预测模型,再以预测模型预测未知数据。其本质是数据驱动,不需要考虑研究区构造煤分布的地质规律。另一方面,上述方法预测的结果为一确定值,即确定性预测。不同于上述数据驱动预测方法,地质统计学预测通过变差函数建模,表征构造煤厚度和地震属性的空间变化规律,从而实现研究区构造煤厚度的预测。

### 3.1 变差函数建模

变差函数  $\gamma(h)$  是典型的表征空间两点数据相关性方法<sup>[23-24]</sup>。其计算变量  $z(u)$  和  $z(u+h)$  在位置  $u$  和  $u+h$  间的差异性,如式(2)所示。

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} [z(u_{\alpha}) - z(u_{\alpha} + h)]^2 \quad (2)$$

式中  $h$  为从位置  $u$  始到位置  $u+h$  止的向量,  $z(u_{\alpha}) - z(u_{\alpha} + h)$  是属性  $z$  随位置变化  $h$  的增量。对于实际采区来说,由式(2)计算得到结果称为实验变差函数,通常是离散值,并具有一定的噪声。为了克服实验变差函数的上述缺陷,通常需要对实验变差函数进行建模。以图 3 所示地震属性和构造煤厚度

占比(构造煤厚度/煤层厚度)计算相应变差函数,如图 4 所示。其中,黑点为实验变差函数,黑线为利用式(3)所示球函数构建的变差函数模型<sup>[24]</sup>。对于瞬时振幅来说,由于其数据点间距小(5 m×5 m)、数据量大(371×378),其计算的实验变差函数规律性强、噪声小。对于构造煤厚度占比来说,由于其来源于测井曲线识别,数据点间距大(约 500 m)、数据量小,其计算的实验变差函数规律性较弱、噪声较大。

$$\gamma(h) = \begin{cases} c_0 + c \left[ \frac{3}{2} \frac{\|h\|}{a} - \frac{1}{2} \left( \frac{\|h\|}{a} \right)^3 \right] & \text{当 } \|h\| \leq a \\ c_0 + c & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中  $a$  为变程(range),  $c_0$  为金块效应(nugget),  $c_0 + c$  为基台值(sill)。

### 3.2 随机模拟方法

相对于神经网络和支持向量机的确定性预测来说,以变差函数为基础的地质统计学随机模拟,可以通过  $N$  次模拟获得  $N$  个构造煤厚度分布实现(Realizations)。通过对  $N$  个实现进行概率分布分析,可以获得研究区构造煤厚薄的概率值,是非确定性预测。对于某次实现来说,其模拟过程如表 1 所示<sup>[24]</sup>。

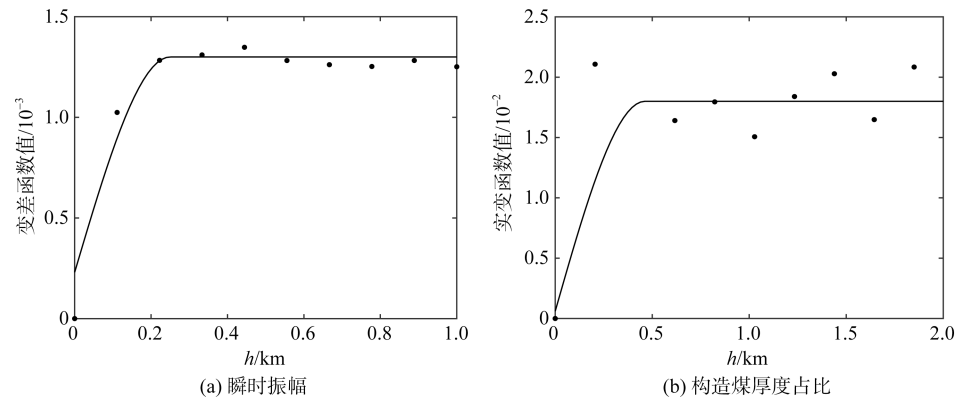


图 4 实验变差函数及相应建模结果

Fig.4 Experimental variogram and corresponding modeling result

表 1 构造煤分布随机模拟流程表  
Table 1 Flow chart of TDC stochastic simulation

序号	流程说明
(1)	定义随机路径遍历所有地震网络
(2)	遍历沿路径的每个网格点
(3)	提取网格点附近符合条件的实测和模拟构造煤厚度占比值
(4)	估计高斯化的条件累计概率密度函数(CCDF), 其期望和方差由克里金插值给出
(5)	随机在 CCDF 的取值范围[0,1]间取值 $d_i$ , 提取相应的模拟值 $h_i$ (图5)
(6)	将模拟值 $h_i$ 赋予网格点
(7)	结束循环

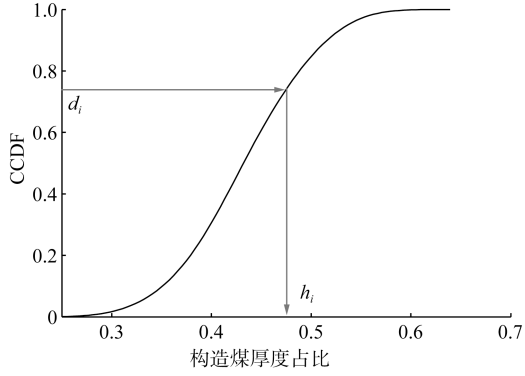


图 5 构造煤厚度占比随机模拟示意图

Fig.5 Schematic stochastic simulation for TDC ratio

3.3 预测实例

依据随机模拟理论, 当随机模拟 50 个实现时, 随机模拟的概率分布可以替代实际概率分布。为此, 对于如图 3a 所示的研究区, 利用图 4 所估计的变差函数, 按照表 1 所示的流程随机模拟 100 个构造煤

厚度占比实现, 保证随机模拟结果的可靠性<sup>[25-26]</sup>。当构造煤厚度占比小于 0.10 时, 构造煤对煤层物性的影响较小。当构造煤厚度占比大于 0.33 时, 构造煤对煤层物性影响很大。为此, 将 0.10 和 0.33 分别设定为构造煤厚薄阈值, 通过概率分布分析, 获得相应的概率, 如图 6 所示。图中, “+”为钻孔位置, “+”上部标注为钻孔号, 下部标注为实测构造煤厚度

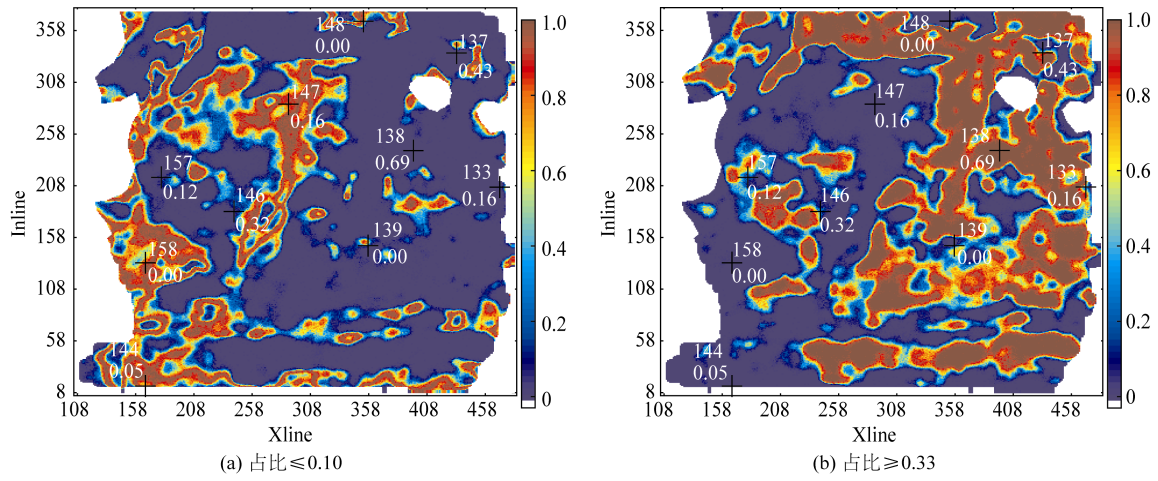


图 6 构造煤厚度占比非不确定性(概率)预测

Fig.6 Uncertainty prediction of TDC ratio



占比。由图 6a 可知,在研究区右下角和中间偏左区域,厚度占比小于 0.10 的概率较大;其他区域,厚度占比小于 0.10 的概率较小,和测井曲线识别的情况一致。由图 6b 可知,在研究区右上角和右侧区域,厚度占比大于 0.33 的概率较大,其他区域厚度占比的概率较小,和测井曲线识别的情况一致。

#### 4 结 论

a. 以电阻率、密度、超声和自然伽马等测井曲线为输入,综合利用小波多尺度分析和聚类分析方法,可以较准确地识别煤层中原生煤、构造煤和夹矸等厚度。

b. 随着机器学习和地质统计学技术的快速发展,将横向高密度地震属性和纵向高分辨率的测井曲线识别相结合,可以获得精度较高的构造煤厚度定量预测结果。

c. 人工神经网络和支持向量机等机器学习算法以数据为驱动,不考虑地质规律,输出是确定值,属于确定性预测。

d. 地质统计学预测通过变差函数建模,表征构造煤厚度和地震属性空间变化特征。通过多次模拟,可获得多个构造煤厚度占比实现,通过概率分析可获得构造煤厚薄的概率分布,属于非确定性预测。

e. 机器学习算法对训练样本集要求较高,只有当训练样本集足够大时,预测结果才可靠。地质统计学预测对于变差函数的建模准确性要求较高,只有建立准确的变差函数模型,随机模拟的实现才能表征真实的概率分布。

f. 构造煤在煤层中的分布较为复杂,除了其厚度对煤层气开采有较大影响外,其类型和空间位置也有较大影响,需要在今后的研究中加以解决。

#### 参考文献

- [1] 吴胜和,李宇鹏. 储层地质建模的现状与展望[J]. 海相油气地质, 2007, 12(3): 53–60.  
WU Shenghe, LI Yupeng. Reservoir modeling: Current situation and development prospect[J]. Marine Origin Petroleum Geology, 2007, 12(3): 53–60.
- [2] 刘文岭. 地震约束储层地质建模技术[J]. 石油学报, 2008, 29(1): 64–68.  
LIU Wenling. Geological modeling technique for reservoir constrained by seismic data[J]. Acta Petrolei Sinica, 2008, 29(1): 64–68.
- [3] CAO Y X, DAVIS A, LIU R X, et al. The influence of tectonic deformation on some geochemical properties of coals: A possible

- indicator of outburst potential[J]. International Journal of Coal Geology, 2003, 53(2): 69–79.
- [4] JIANG Bo, QU Zhenghui, WANG G G X, et al. Effects of structural deformation on formation of coalbed methane reservoirs in Huaibei coalfield, China[J]. International Journal of Coal Geology, 2010, 82(3/4): 175–83.
- [5] WANG Shugang, ELSWORTH D, LIU Jishan. Permeability evolution during progressive deformation of intact coal and implications for instability in underground coal seams[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2013, 58: 34–45.
- [6] CHEN Zhongwei, LIU Jishan, ELSWORTH D, et al. Roles of coal heterogeneity on evolution of coal permeability under unconstrained boundary conditions[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2013, 15: 38–52.
- [7] CAPP A F, RUTQVIST J. Modeling of coupled deformation and permeability evolution during fault reactivation induced by deep underground injection of CO<sub>2</sub>[J]. International Journal of Greenhouse Gas Control, 2011, 5(2): 336–346.
- [8] MORCOTE A, MAVKO G, PRASAD M. Dynamic elastic properties of coal[J]. Geophysics, 2010, 75(6): 227–234.
- [9] TENG J, YAO Y, LIU D, et al. Evaluation of coal texture distributions in the southern Qinshui basin, North China: Investigation by a multiple geophysical logging method[J]. International Journal of Coal Geology, 2015, 140: 9–22.
- [10] WANG Xin, LI Yan, CHEN Tongjun, et al. Quantitative thickness prediction of tectonically deformed coal using extreme learning machine and principal component analysis: A case study[J]. Computers and Geosciences, 2017, 101: 38–47.
- [11] WU Haibo, DONG Shouhua, LI Donghui, et al. Experimental study on dynamic elastic parameters of coal samples[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2015, 25(3): 447–452.
- [12] WANG Yun, XU Xiaokai, YANG Deyi. Ultrasonic elastic characteristics of five kinds of metamorphic deformed coals under room temperature and pressure conditions[J]. Science China-Earth Sciences, 2014, 57(9): 2208–2216.
- [13] 王赞, 许小凯, 张玉贵. 六种不同变质程度煤的纵横波速度特征及其与密度的关系[J]. 地球物理学报, 2012, 55(11): 3754–3761.  
WANG Yun, XU Xiaokai, ZHANG Yugui. Characteristics of P-wave and S-wave velocities and their relationships with density of six metamorphic kinds of coals[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2012, 55(11): 3754–3761.
- [14] MARFURT K J, KIRKLIN R L. Narrow-band spectral analysis and thin-bed tuning[J]. Geophysics, 2001, 66(4): 1274–1283.
- [15] PEREZ-MU OZ T, VELASCO-HERNANDEZ J, HERNANDEZ-MARTINEZ E. Wavelet transform analysis for lithological characteristics identification in siliciclastic oil fields[J]. Journal of Applied Geophysics, 2013, 98: 298–308.

- [16] KAUFMAN L, ROUSSEUW P J. Finding Groups in Data[M]. New York: John Wiley & Sons, 2008.
- [17] MAHMOUD M, ELKATATNY S, RAMADAN E, et al. Development of lithology-based static Young's modulus correlations from log data based on data clustering technique[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2016, 146: 10–20.
- [18] 马国栋, 陈同俊, 崔若飞. 测井曲线识别构造煤实例研究[J]. 地球物理学进展, 2017, 32(3): 1208–1216.  
MA Guodong, CHEN Tongjun, CUI Ruofei. Identification of tectonically deformed coal using well logs: A case study[J]. Progress in Geophysics, 2017, 32(3): 1208–1216.
- [19] ALIZADEH B, NAJJARI S, KADKHODAIE-ILKHCHI A. Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: A case study of the South Pars Gas Field, Persian Gulf, Iran[J]. Computers & Geosciences, 2012, 45: 261–269.
- [20] WANG Xin, CHEN Tongjun. Quantitative prediction of tectonic coal thickness based on FNN and seismic attributes[J]. Journal of Information and Computational Science, 2014, 11(11): 3653–3662.
- [21] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A Library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1–27.
- [22] 陈同俊, 王新, 管永伟. 基于 SVR 和地震属性的构造煤厚度定量预测[J]. 煤炭学报, 2015, 40(5): 1103–1108.  
CHEN Tongjun, WANG Xin, GUAN Yongwei. Quantitative prediction of tectonic coal seam thickness using support vector regression and seismic attributes[J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(5): 1103–1108.
- [23] GOOVAERTS P. Geostatistics for natural resources evaluation[M]. New York: Oxford University Press, 1997.
- [24] REMY N, BOUCHER A, WU J. Applied geostatistics with SGeMS: A user's guide[M]. New York: Cambridge University Press, 2009.
- [25] CHEN T J, WANG X. Thickness prediction of tectonically deformed coal using calibrated seismic attributes: A case study[J]. ASEG Extended Abstracts of 2016, 2016(1): 1–5.
- [26] CHEN T J, WANG X. Quantitative thickness estimate of tectonically deformed coal using seismic amplitude and sequential Gaussian simulation[C]//Yogyakarta: EAGE-HAGI 1<sup>st</sup> Asia Pacific Meeting on Near Surface Geoscience & Engineering, 2018.

(责任编辑 聂爱兰)