5月

2015 年

陈同俊 ,王 新 / 倉永伟. 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. doi: 10. 13225 / j. cnki. jccs. 2014. 0913

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. doi: 10.13225/j. cnki. jccs. 2014. 0913

基于 SVR 和地震属性的构造煤厚度定量预测

(1. 中国矿业大学 资源与地球科学学院, 江苏 徐州 221116; 2. 中国矿业大学 计算机科学与技术学院, 江苏 徐州 221116)

摘 要:为了提高谱分解和甜面属性组合预测构造煤厚度的精度和可靠性 利用回归型支持向量机 (SVR)的非线性处理能力,将 SVR 和地震属性相结合,研究采区构造煤厚度定量预测方法。在 SVR 预测模型建立时,以正演模型数据为基础,通过训练和测试获得 SVR 预测模型的主要参数;结 合并旁道数据,建立了采区构造煤厚度 SVR 预测模型。通过输入实际谱分解属性和甜面属性,定 量预测了构造煤厚度。相对于传统地震属性预测来说,本次所预测的构造煤厚度精度较高、误差较 小。当核函数类型为径向基核函数、输入为谱分解属性和甜面属性时,预测模型的预测效果最好。 由于模型建立时未考虑地震资料信噪比的影响,预测模型不能克服其造成的不确定性。 关键词:构造煤;厚度预测;地震属性;回归型支持向量机;预测模型 中图分类号: P631.4 文献标志码:A 文章编号: 0253 – 9993(2015) 05 – 1103 – 06

Quantitative prediction of tectonic coal seam thickness using support vector regression and seismic attributes

CHEN Tong-jun¹ ,WANG Xin² ,GUAN Yong-wei¹

(1. School of Resource and Earth Science China University of Mining & Technology Xuzhou 221116 China; 2. School of Computer Science and Technology, China University of Mining & Technology Xuzhou 221116 China)

Abstract: In order to improve the precision and reliability of thickness prediction ,the authors combined the Support Vector Regression (SVR) ,which is good at dealing with nonlinear issues ,and seismic attributes together to build a model for the prediction of tectonic coal seam thickness. During model building ,the authors ,first of all ,optimized the key parameters of SVR model through training and testing forward model's data ,then ,combined those optimized parameters with in situ near-well traces to build a SVR predicting model. Through inputting the real attributes of spectral decomposition and sweetness into this model , the authors achieved a prediction of tectonic coal seam thickness in the study area. By comparison with true thickness at wells ,the thickness prediction of the model has a higher precision and lower absolute error than that with the prediction using traditional seismic attributes. Setting RBF (Radial Basis Function) as kernel and spectral decomposition attributes and sweetness attribute as inputs ,the model generates its best results. Since the influence of signal-to-noise ratio of seismic data was not considered during the model development ,the model could not overcome its corresponding uncertainty.

Key words: tectonic coal; thickness prediction; seismic attributes; support vector regression; prediction model

构造煤是指煤层在构造应力作用下,发生成分、 结构和构造的物理、化学变化,引起煤层变形、破坏、 粉化、流变等物理效应和力化学降解、力化学聚合作 用的产物^[1]。现有研究表明:中国发生过煤与瓦斯

收稿日期: 2014-07-14 责任编辑: 韩晋平

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41374140 ,41430317); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20130175) 作者简介: 陈同俊(1977—), 男, 安徽舒城人, 副教授, 博士后, 硕士生导师。E – mail: tjchen@ cumt. edu. cn

突出的煤层 都发育有一定厚度的构造煤^[2]。因此, 构造煤发育是发生煤与瓦斯突出的主要因素之一和 重要前提条件^[3-4]。如果能够准确、定量预测构造煤 厚度 将对煤矿安全生产起到至关重要的作用。对于 构造煤厚度预测来说,传统上主要通过钻孔资料插值 进行。但由于钻孔资料横向上的连续性较差,预测精 度不理想。虽然还未见直接利用地震资料预测构造 煤厚度的报导,但其已被用来预测构造煤分布^[5]。

谱分解属性(Spectral decomposition attributes)和 甜面属性(Sweetness attribute)等地震属性技术,是最 主要的储层预测技术之一,在近年的油气储层预测中 发挥了重要作用。谱分解属性已被用于河道砂体成 像、薄层可视化和沉积相分析、油气储层的低频阴影 分析和油气储层厚度反演等多个方面^[6-12]。甜面属 性作为瞬时振幅和瞬时频率等2种常用地震属性的 衍生属性,已在油气勘探中显示出更好的储层预测能 力,对小规模河道砂体的预测特别有效^[13-14]。

相对于油气储层,煤层一般厚度较薄、结构复杂。 当煤层含有构造煤时,其弹性性质明显区别于正常煤 层。含构造煤煤层的地震属性明显区别于正常煤层 的地震属性,因此可以利用地震属性预测构造煤。另 一方面,煤层作为典型的薄层,其地震属性还受煤层 厚度和顶底板岩性等多种因素的影响。虽然地震属 性与构造煤厚度间的关系紧密,但它们之间的关系具 有明显的非线性特征。回归型支持向量机(Support vector regression)具有出色的小样本和非线性处理能 力,已被用于城市灰尘聚集区预测、城市不同功能区 划分和不同分辨率卫星图片校准等多个领域,并取得 了理想的效果^[15-17]。如果将 SVR 与煤层地震属性 相结合,有望提高采区构造煤厚度预测的精度和可靠 性。

为此, 笔者将 SVR 和地震属性相结合, 通过建立 SVR 构造煤厚度预测模型, 对实际采区的构造煤厚 度进行了定量预测。

1 SVR 基本原理

SVR 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。相对于其他机 器学习理论来说 ,SVR 所获得的解全局最优^[18]。设 含有 l 个样本的训练集为{ $(X_i \otimes_i) i = 1 \ 2, \dots, l$ },其 中{ $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}]^T, x_i \in R^n$ } 是第 i 个训 练样本的输入向量 ,{ $y_i \in R$ }为对应的输出值。对于 非线性回归问题 ,可以通过映射变换 ,将原始变量转 换到高维特征空间 ,从而在高维特征空间中构造线性 回归函数求解。设在高维特征空间中建立的线性回 归函数为

$$f(X) = W^{\mathrm{T}}\varphi(X) + b \qquad (1)$$

其中,*W*为可调的权值向量; $\varphi(X)$ 为非线性映射函数; *b*为常数。忽略小于 ε 的拟合误差, 则 $\epsilon - SVR$ 可以表示为如下的约束优化问题^[19], 即

$$\begin{cases} \min_{\substack{W \ b \ \xi \ \xi^*}} \frac{1}{2} \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{W} + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^{l} \left(\xi_i + \xi_i^* \right) \\ \\ \boldsymbol{\mathcal{H}} \boldsymbol{\mathcal{H}} \begin{cases} y_i - \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}} \varphi(\boldsymbol{X}_i) & -b \leq \varepsilon + \xi_i \\ -y_i + \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}} \varphi(\boldsymbol{X}_i) & +b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \ \xi_i^* \geq 0 \ i = 1 \ 2 \ \cdots \ l \end{cases}$$
(2)

其中 ρ 为惩罚因子; ξ_i 和 ξ_i^* 是一对松弛因子。通过 引入 Largrange 函数 ,可将式(2) 的优化问题转换成对 偶形式。通过求解 ,可获得式(3) 所示的 ϵ – SVR 目 标方程。

$$f(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{l} (a_i^* - a_i) K(\mathbf{X}_i | \mathbf{X}) + b$$
(3)

式中 μ 和 a^* 为对偶变量; $K(X_i | X_j) = \varphi(X_i)^{\mathrm{T}} \varphi(X_j)_{\circ}$

2 SVR 预测模型的建立

2.1 测试数据准备

为了建立适合的构造煤厚度 SVR 预测模型,首 先通过正演模拟获得理论数据集,再通过对理论数据 集的训练获得预测模型关键参数。建立含构造煤的 地质模型时结合煤矿实际和本次研究实例,建立如 图1(a)所示的地质模型。其中,煤层厚度为10m, 由上部原生煤和下部构造煤组成,其厚度变化如图1 (a)所示。煤层的直接顶/底板为较松软的泥岩,厚 度为2m;基本顶/底板为较致密的砂岩,厚度为200 m。根据褶积模型,利用主频为50Hz的Ricker子波 正演合成地震剖面(图1(b))。图1(b)中,随着构造 煤厚度的变化,正相位波的振幅和频率发生了明显变 化。

据现有研究,谱分解、瞬时振幅、瞬时频率、甜面 和优势频率等地震属性与构造煤厚度具有一定的相 关性^[20]。为此,提取上述地震属性,分析其与构造煤 厚度间的相互关系。在进行属性提取时,利用S变换 获得谱分解属性^[21];通过计算复地震道,获得瞬时振 幅和瞬时频率属性^[22];通过计算瞬时振幅与瞬时频 率平方根的比值,获得甜面属性^[13];通过对地震道进 行频谱分析,获得优势频率属性。经过人工对比分析 和 GA – BP 神经网络属性优化^[20,23],发现 50,90 Hz 和 甜面属性的组合有利于构造煤厚度的预测(图 2)。不 仅 50,90 Hz 和甜面等地震属性与构造煤厚度间具有 一定的对应关系(非线性),而且此 3 种属性间基本互 不相关,有利于 SVR 的预测。为了使训练数据具有广 泛的代表性,利用随机函数,将理论数据随机划分为训 练集(30 个样本元素)和测试集(69 个样本元素)。





2.2 关键参数优选

对于 SVR 预测模型来说,核函数类型和惩罚因 子等参数对预测模型泛化能力的影响较大。为了克 服实际采区钻孔数量较少的缺点,并保证实际数据的 预测精度和可靠性,利用理论数据集优选核函数类型 和惩罚因子等关键参数。

2.2.1 核函数类型

SVR 与 SVM 类似,其核函数类型的选择缺少理 论指导,只能通过试验确定。目前,SVR 核函数主要 有线性、多项式、径向基和两层感知器等多种。为了 优选出适合构造煤厚度预测的最佳核函数 利用正演 模拟获得的理论数据集进行优选。在进行优选时:① 分别选取不同的核函数;② 将训练集输入到 SVR 初 始预测模型 ,并训练获得预测模型;③ 将测试集输入 预测模型 ,预测测试集的构造煤厚度;④ 对比不同核 函数所预测的构造煤厚度 ,选取预测精度最高的核函 数为最佳核函数。

通过测试 获得如图 3 所示的构造煤厚度预测精 度对比图。计算预测值与实际值间的均方误差和决 定系数(相关系数的平方)发现径向基核函数的预测 效果最好(均方误差为0.009 ,决定系数为0.986),两 层感知器核函数的预测效果最差(均方误差为 6.186 ,决定系数为0.016),线性核函数和多项式核 函数的预测效果居中。因此,选用径向基核函数作为 本次构造煤厚度预测模型的核函数。



Fig. 3 Influence of different kernels on predicting precisions of tectonic coal

2.2.2 其他参数

对于径向基核函数来说,其惩罚因子 c 和方差 g参数是最重要的 2 个参数。为此,本次利用 K – CV 方法^[24]优选这 2 个参数。优选时 根据经验将 c 和 g参数的变化范围设定为 [– 5 f],初始值变化步长设 定为 0.5。通过调整 c 和 g 参数的变化范围(最小值 和最大值),进行了 6 次测试,获得如图 4 所示参数优 选图。在对最佳 c 参数和最佳 g 参数进行优选时,综 合考虑决定系数和均方误差 2 个参数 将两者的最佳 结果作为优选值。经过对比,发现测试"3"的决定系 数较大、均方误差较小,认为测试"3"的效果最好,其 所对应的最佳 c 参数和最佳 g 参数为优选值(c = 0.13 g = 0.13)。

3 实例预测

3.1 研究区概况 由于新景煤矿 15 号煤层瓦斯含量高,煤系地层



图4 \in -SVR 预测模型 c 和 g 参数优选

Fig. 4 Optimized *c* and *g* of ∈ – SVR model 层滑构造特征明显,构造煤发育,极易发生煤与瓦斯 突出。为此,选取新景煤矿某采区作为本次研究对 象。研究区面积约 3.5 km²,三维地震数据体网格为 5 m×5 m,钻孔共有 13 口。15 号煤层埋深 575.9 ~ 640.9 m,平均埋深 623.8 m;煤层厚度为 6.3 ~ 10.22 m,平均厚度 8.0 m;构造煤位于 15 号煤层的底部,具 有明显的低电阻率和低密度特征,厚度小于 4.3 m, 平均厚度 1.57 m (表1)。由钻孔揭露的煤层厚度和 构造煤厚度 插值生成煤层厚度分布图和构造煤厚度 分布图(图 5(a) (b)),发现构造煤厚度与煤层厚度 在本区呈负相关关系。通过对反射波层位时间进行 时深转换,获得如图 5(c)所示的底板等高线图。发 现所有揭露构造煤的钻孔,全部位于向斜构造内,并 且向斜轴两侧的构造煤较厚。

表 1 15 号煤钻孔揭露及预测信息 Table 1 True and predicted information of No. 15 coal

				m	
钻孔名	底板 标高	煤层 厚度	构造煤 厚度	预测 厚度	预测 误差
3 – 133	626. 8	6.3	2.80	2. 87	0. 07
3 – 137	669.3	7.1	3.00	2.89	0.11
3 – 1381	587.2	6.3	4.30	4.56	0.26
3 – 139	575.9	8.6	0	0. 29	0. 29
3 – 144	643.3	10.4	0.60	0.76	0.16
3 – 146	603.6	8.3	2.60	2.62	0.02
3 – 147	597.5	9.6	0	0.14	0.14
3 – 148	633.1	6.3	0	0.25	0.25
3 – 157	634.9	8.5	2.40	2.30	0.10
3 – 158	628.2	8.1	0	0.29	0. 29
3 - 51*	640.9	7.8	2.00	2.93	0.93
3 - 58*	631.6	10. 2	0	0.55	0.55
3 - 59*	637.6	6.5	3.00	2.91	0.08
平均值	623.8	8.0	1.57	1.70	0.17

注:* 为验证孔 不参与预测模型的建立。





图 5 研究区 15 号煤层地质概况

Fig. 5 General geology of No. 15 coal in study area

煤层反射波的 50 Hz 谱分解、90 Hz 谱分解和甜面属 性等地震属性 经规范化处理,获得如图 6(a)~(c) 所示的地震属性图。图中,"+"为钻孔,其上部标注 为钻孔名,其下部标注为揭露的构造煤厚度;黑色线 条为断层交面线或陷落柱边界,色标为属性值。为了 防止直径较大陷落柱和低信噪比区域对预测结果的 不利影响,预测时将这部分数据排除在外。

3.3 地震属性与构造煤厚度关系

正演模型数据已揭示地震属性与构造煤厚度间 具有一定的对应关系,为了分析这种对应性是否适用 于实际数据将井旁道属性与实际构造煤厚度进行交 会,获得图7。将其与图2进行对比,发现两者的规 律几乎完全一致,仅在属性值范围上有所差异。随着 构造煤厚度的增大,甜面属性单值下降,50 Hz 谱分 解属性单值上升 90 Hz 谱分解属性先下降、再上升。 因此,基于模型数据优选的 SVR 关键参数可以用到 实际地震属性数据的预测中。











3.4 构造煤厚度预测

根据正演模型数据所建立的预测模型,通过训练 井旁道数据,将3种地震属性映射到高维空间。通过 选择适当的支持向量和拟合理想的超平面,获得精度 较高的目标函数,实现采区构造煤厚度的定量预测。 由于已知钻孔仅10口(其他3口作为验证孔,不参与 模型建立),如果仅以此10个样本数据组成训练集, 则训练样本数太少,很难保证预测模型的可靠性。为 此,将钻孔附近较小范围内(25 m×25 m)的所有地 震道数据作为训练集(2 500个样本),以提高训练集 的样本数量。训练后,输入采区甜面、50 Hz 谱分解 和90 Hz 谱分解等属性,获得如图 6(d) 所示的预测 构造煤厚度。虽然预测分布(图 6(d)) 与插值分布 (图 5(b)) 在细节上差别明显,但总体上,两者具有 很高的一致性。构造煤主要分布在以井 3 - 1381、井 3 - 146 和井 3 - 59 为中心的 3 个独立区域。

3.5 讨 论

为了检验构造煤厚度的预测精度 提取所有钻孔 点处的预测厚度 将其与实际厚度进行对比,并计算 绝对误差(表1)。对于10个钻孔控制点来说,其预 测值与实际值的绝对误差较小(最小绝对误差为 0.02 m,最大绝对误差为0.29 m,平均绝对误差为 0.17 m)。由于利用 SVR 预测时,预测模型的主要参 数已经过正演模型数据的测试,没有出现过拟合问 题。因此,钻孔控制点处的较高预测精度,部分体现 了本次较理想的预测效果。对于3个验证钻孔来说, 其预测精度较控制点略低(最小绝对误差为0.08 m, 最大绝对误差为0.93 m,平均绝对误差为0.52 m), 主要受3-51 井的影响。考虑到煤矿生产的实际要 求,本次预测精度基本能满足煤矿安全生产的要求。

另一方面 由于实际地震属性受原始数据信噪比

等因素的影响 特定属性值并不和特定厚度的构造煤 一一对应 (仅对应一定厚度范围的构造煤(图7)。对 于 SVR 预测模型来说 ,其通过拟合超平面实现预测 , 并不考虑这种不确定性。因此 ,预测时并不能克服这 种不确定性的影响 ,从而造成部分预测点误差较大 (如井3-51)。

4 结 论

(1)虽然3种地震属性(50 Hz 谱分解、90 Hz 谱 分解和甜面属性)和构造煤厚度间的关系非线性,但 它们随构造煤厚度的变化具有一定的互补性,其组合 有利于构造煤厚度的定量预测。

(2)通过正演模型数据的训练和测试,发现选用 径向基核函数时,预测模型的预测效果最好。此时, 最佳的 c 参数和 g 参数的值均为 0.13。

(3)通过对正演模型数据和实际数据的构造煤 厚度预测 发现将 SVR 和地震属性相结合可以定量 预测采区构造煤厚度。

(4)对于本次所给出的构造煤厚度定量预测模型来说,虽然其预测精度和可靠性较高,但由于受原始数据信噪比的影响,预测结果仍然具有一定的不确定性。对于这一不确定性,需在下一步的研究中进行定量评估。

参考文献:

- [1] 张子敏. 瓦斯地质学[M]. 徐州: 中国矿业大学出版社 2009.
- [2] 张玉贵,张子敏,曹运兴.构造煤结构与瓦斯突出[J].煤炭学报 2007 32(3):281-284.
 Zhang Yugui, Zhang Zimin, Cao Yunxing. Deformed-coal structure

and control to coal-gas outburst [J]. Journal of China Coal Society, 2007 32(3):281-284.

- [3] Shepherd J ,Rixon L K ,Griffiths L. Outbursts and geological structures in coal mines: A review [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts ,1981 ,18 (4): 267 - 283.
- [4] 琚宜文,王桂梁.煤层流变及其与煤矿瓦斯突出的关系——以 淮北海孜矿为例[J].地质评论 2002 48(1):96-105.
 Ju Yiwen, Wang Guilang. Rheology of coal seams and their relation with gas outbursts: A case study of the Haizi coal mine, Huaibei coalfield[J]. Geology Review 2002 48(1):96-105.
- [5] 孙学凯 准若飞, 毛欣荣, 等. 联合弹性波阻抗反演与同步反演 确定构造煤的分布[J]. 煤炭学报 2011 36(5):778-783. Sun Xuekai, Cui Ruofei, Mao Xinrong, et al. Elastic impedance inversion associated with simultaneous inversion in determining the distribution of tectonic coal [J]. Journal of China Coal Society, 2011 36(5):778-783.
- [6] Partyka G ,Gridley J ,Lopez J. Interpretational applications of spectral decomposition in reservoir characterization [J]. The Leading Edge ,

1999 ,18(3):353 - 360.

- [7] Marfurt K J Kirlin R L. Narrow-band spectral analysis and thin-bed tuning [J]. Geophysics 2001 66(4): 1274 – 1283.
- [8] Castagna J P Sun S Siegfried R W. Instantaneous spectral analysis: detection of low frequency shadows associated with hydrocarbon [J]. The Leading Edge 2003 22(2):127 – 129.
- [9] Odebeatu E Zhang J Chapman M. Application of spectral decomposition to detection of dispersion anomalies associated with gas saturation [J]. The Leading Edge 2006 25(2):205 – 210.
- [10] Charles I P ,Castagna J P. Layer-thickness determination and stratigraphic interpretation using spectral inversion: Theory and application [J]. Geophysics 2008 73(2): R37 – R48.
- [11] Loizou N J.iu E ,Chapman M. AVO analyses and spectral decomposition of seismic data from four wells west of Shetland ,UK[J]. Petroleum Geoscience 2008 ,14(4):355 - 368.
- [12] Williams G ,Chadwick A. Quantitative seismic analysis of a thin layer of CO_2 in the Sleipner injection plume [J]. Geophysics , 2012 ,77(6):245 256.
- [13] Hart B S. Channel detection in 3-D seismic data using sweetness
 [J]. AAPG Bulletin 2008 92(6) : 733 742.
- [14] Ahmad M N ,Rowell A P. Application of spectral decomposition and seismic attributes to understand the structure and distribution of sand reservoirs within Tertiary rift basins of the Gulf of Thailand [J]. The Leading Edge 2012 31(6):630-634.
- [15] Jiao S Zeng G M ,He L. Prediction of dust fall concentrations in urban atmospheric environment through support vector regression [J].
 Journal of Central South University 2010 ,17(2): 307 315.
- [16] Akpona O Sebastian V L Laurent T. Support vector regression and synthetically mixed training data for quantifying urban land cover [J]. Remote Sensing of Environment 2013 ,137(10):184-197.
- [17] Zhang H K ,Huang B. Support vector regression-based downscaling for intercalibration of multiresolution satellite images [J]. Geosci– ence and Remote Sensing 2013 51(3):1114-1123.
- [18] Cortes C ,Vapnik V. Support-vector network [J]. Machine Learning ,1995 20(3):273-297.
- [19] 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.
- [20] 王 新. 煤与瓦斯突出高危煤层的地震属性预测方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学 2012.
- [21] Stockwell R G ,Mansinha L ,Lowe R P. Localization of the complex spectrum: The S transform [J]. IEEE Transaction on Signal Processing ,1996 ,44(4): 998 - 1001.
- [22] Arthur E B. A tutorial on complex seismic trace analysis [J]. Geophysics 2007 72(6): W33 – W43.
- [23] Liu G ,Wang L Y ,Chen G M. Parameters optimization of plasma hardening process using genetic algorithm and neural network [J]. Journal of Iron and Steel Research International 2011 ,18(12):57 -64.
- [24] Rodriguez J D ,Perez A ,Lozano J A. Sensitivity analysis of k-fold cross validation in prediction error estimation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ,2010 ,32(3): 569-575.