

doi: 10.11720/wtyht.2021.1556

郭建宏,杜婷,张占松,等.基于支持向量机与地球物理测井资料的煤体结构识别方法[J].物探与化探,2021,45(3):768-777.http://doi.org/10.11720/wtyht.2021.1556

Guo J H, Du T, Zhang Z S, et al. The coal structure identification method based on support vector machine and geophysical logging data[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(3): 768-777. http://doi.org/10.11720/wtyht.2021.1556

基于支持向量机与地球物理测井资料的 煤体结构识别方法

郭建宏^{1,2}, 杜婷^{1,2}, 张占松^{1,2}, 肖航^{1,2}, 秦瑞宝³, 余杰³, 王灿⁴

(1.长江大学 地球物理与石油资源学院,湖北 武汉 430100; 2.长江大学 油气资源与勘探技术教育部重点实验室,湖北 武汉 430100; 3.中海油研究总院,北京 100027; 4.湖北省地质局 水文地质工程地质大队,湖北 荆州 434020)

摘 要:煤体结构作为煤层勘探开发研究的重点参数之一,影响着煤层产能,有效识别煤层煤体结构至关重要。本文利用支持向量机算法,以地球物理测井资料为基础进行煤体结构识别,并以沁水煤田柿庄北区 3 号层为例,对该区块进行煤体结构类型分类,利用支持向量机的双二分类与“一对多”分类两种建模模式,建立基于测井曲线的煤体结构识别模型,再利用交叉验证评价模型的泛化性,并对该模型用未参与建模数据进行准确性评价。结果表明,应用支持向量机算法的两种模式能有效识别煤体结构,模型具有泛化性与准确性,且“一对多”分类模式精度更高,在对有利产出煤和不利产出煤的区分上效果突出,对有利产出煤的具体类型区分上具有准确性,可对后续压裂施工提供指导。总体上,基于支持向量机算法和地球物理测井资料建立的煤体结构识别模型对煤层气勘探开发有指导意义,具有实际应用价值。

关键词:煤层煤体结构;地球物理测井资料;支持向量机算法;双二分类模式;“一对多”分类模式

中图分类号: P631 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-8918(2021)03-0768-10

0 引言

我国煤炭资源丰富且拥有广阔的开发前景,煤层气勘探也是近年来非常规油气资源开发的重点研究方向^[1-2]。煤岩煤体结构的多样性与复杂性一直是煤层气资源开发的制约因素^[3],不同煤体结构对煤层的储气能力、吸附能力、物性、岩石力学性质及后续开采中压裂等施工方案存在较大影响^[4-7],因而有效评价、预测煤体结构对煤层气开发尤为关键。

最早识别煤体结构相对直接有效的方法有煤心编录或井下直接判别,但煤层取心过程中由于其机械强度差容易破碎,取心率低,且煤井下条件受限,因而这类相对直接的方法获得的岩心数据等资料完

整度差且资料数量受限^[8]。地球物理测井技术在煤体结构识别中的应用也一直是研究热点^[9],相对于利用 AVO 反演^[10]等三维地震技术划分煤体结构的高成本方法,地球物理测井技术具有连续性强、可靠性高且性价比突出的优势,并且已取得了较为丰硕的成果,这类方法总体可概括为三大类,分别为曲线形态分析法,定量算法与数学统计法。曲线形态分类法即是早期学者利用煤层测井资料呈现的响应趋势结合取心实验结果,绘制图版^[11],二分类^[12]等方法识别原生煤与构造煤,取得了一定效果。定量算法是在测井曲线形态分析法的基础上,将定性与定量方法相结合,这类方法相比曲线形态分析法能提升煤体结构识别精度,例如利用地球物理测井资料与煤岩骨架参数计算煤体结构指数^[13],以及

收稿日期: 2020-12-07; 修回日期: 2021-01-08

基金项目: 油气资源与勘探技术教育部重点实验室(长江大学)开放基金(K2018-16)

第一作者: 郭建宏(1997-),男,山东招远人,主要研究方向为测井方法与解释、煤层气测井智能评价。Email: 87942024@qq.com

通讯作者: 杜婷(1989-),女,湖北仙桃人,主要研究方向为测井资料处理解释。Email: duting71@163.com

利用电阻率与井径测井资料响应变化结合其他测井资料进行煤体结构识别^[14]。也有学者分析地球物理测井资料在不同煤体结构段的响应差异,结合实验参数及响应机理找到对应区块趋势,并以此为基础,结合公式构建新的评价参数,例如 CI 指数法^[15]等这类方法,这类方法多以放大不同煤体结构在测井资料响应上的差异为主。数学统计法目前也被较多地引入煤层煤体结构识别,主要包括多元回归法与机器学习法。多元回归法中有学者将地质强度因子(GSI)引入并利用多元回归建模以识别煤体结构^[16],或利用对应分析技术识别多类煤体结构^[17]等,但煤层极其复杂,对应地球物理测井资料响应受众多因素影响,其与煤体结构为非线性关系。机器学习方法对非线性问题有明显优势^[18],目前已有学者将机器学习应用于煤体结构识别中,主要使用 BP 神经网络法,例如将煤体结构与声波测井等资料构建 BP 神经网络模型^[19],或通过因子分析对地球物理测井资料中的曲线进行优选后,结合地质强度因子与地球物理测井资料的 BP 神经网络模型^[20]。

相比之下,在定性识别煤体结构的研究中,地球物理测井资料体现出的规律性可适用于同煤阶的多区块,但准确性相对较低;定量识别法能有效提高精度,但这一方法由于区块间地球物理测井资料呈现的响应差异难以进行推广,泛化性较差;数学统计法对样本数据量要求相对较大,难以表征复杂变量与目标间的非线性关系;BP 神经网络在非线性的逼近关系上存在优势,但也存在对样本需求量大、参数选择复杂、目标函数优化过程繁琐且易出现过拟合现象的缺点。煤层由于机械强度差导致取心率低,对应资料数量少,结合前人利用支持向量机(Support Vector Machine,以下简称 SVM)这一对数据量要求较小的算法在煤层参数评价中取得良好的应用效果^[21],本文将 SVM 结合地球物理测井资料对煤体结构进行评价识别,并对该方法的有效性进行评价。

1 工区概况及数据分析

煤体结构是宏观上对煤体构造变形程度的一种描述方式,指的是地下煤层因构造运动形成的结构特征,是煤层各组成部分对应的颗粒大小、形态特征及组合关系的一种表现。对煤体结构的划分国际上提出了许多标准,国内通常根据煤体结构在宏观上的破碎程度进行划分,大体上可分为原生结构煤与构造煤。相对原生结构煤,构造煤受地下地质构造作用,经挤压、摩擦、拉张、剪切及破碎,其理化性质

发生改变,构造煤包含碎裂煤、碎粒煤及糜棱煤^[22-23]。

本次研究沁水煤田柿庄北地区参数井 3 号煤层数据,沁水煤田为石炭—二叠纪煤田,资源储量丰富,开发潜力巨大^[24]。沁水盆地大型复式向斜构造,柿庄北区块位于沁水盆地东南部的斜坡上,地层较平缓,该区块先后经历了印支期、燕山期和喜山期构造运动,构造线多为 NE—NNE 走向^[25]。柿庄北区 3 号层厚度相对较大且分布稳定,埋深在 830~1 600 m。通过对取心得到的煤样进行观测,得到对应煤体结构种类,包含原生结构、碎裂结构、碎粒结构及极少糜棱结构。经对不同煤体结构储层的孔裂隙特征及其渗透率间的关系实验与实际生产开发中得到的结果认为,碎裂结构煤与原生结构煤对煤层气产出相对有利^[26],原生结构煤裂隙系统完整,碎裂结构煤适度的变形产生的裂隙系统对储层渗透率的提供有益,而碎粒结构煤及糜棱结构煤破坏程度大,渗透率极低且改造工艺难度大,制约对应煤层的产能提升^[27]。从以上因素考虑,将煤体结构分为Ⅰ类结构(原生结构)、Ⅱ类结构(碎裂结构)以及Ⅲ类结构(碎粒结构和糜棱结构),其中Ⅰ类结构煤与Ⅱ类结构煤为有利产出煤,Ⅲ类结构煤为不利产出煤,其特征如表 1 所示。

对参与研究的参数井进行测井曲线标准化处理,结合煤层取心报告及现场图片,提取对应深度段地球物理测井资料响应,并对提取出的地球物理测井资料响应进行数据预处理,预处理内容包括深度校正,对受扩径因素影响的测井系列进行扩径校正,并对数据进行清洗,主要清洗夹矸高灰段,半幅点等响应值。此外,由于样本数量不均衡,Ⅲ类结构煤数量极少,结合取心长度与测井曲线采样间隔进行数据扩充,共得到不同结构煤的测井资料响应数据 117 组,其中Ⅰ类结构煤 37 组,Ⅱ类结构煤与Ⅲ类结构煤均为 40 组。表 2 为各类煤体结构对应的地球物理测井资料响应范围,图 1 为其箱线图。

下面通过理论结合实际测井资料响应,分析不同煤体结构与地球物理测井资料响应间的关系。在岩性测井系列中,多使用井径测井与自然伽马测井识别煤体结构。井径测井表征的是钻孔直径。煤岩中煤体结构类型存在差异,对应裂缝体系不同,导致不同煤体结构对应煤岩段在钻井过程中坍塌程度不一^[28],理论上煤体破坏程度越高,对应结构相对疏松,越容易出现井壁垮塌导致井径测井曲线响应出现扩径现象,因而通过观察井径测井资料,响应值越大,对应煤体结构破碎程度越大来区分煤岩煤体结

表 1 柿庄北区 3 号煤层煤体结构类型

Table 1 Coal structure types of No.3 Coal Seam in Shizhuang north area



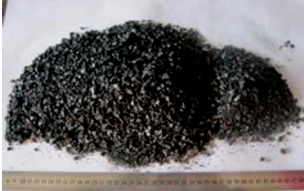
特征对比	结构类型		
	I 类结构	II 类结构	III 类结构
宏观煤岩成分	清晰易辨	可辨	不易辨认
结构构造	层状构造,块状构造条带清晰明显	可追踪条带结构,棱角块状构造	无明显棱角,结构松散或压固成颗粒定向排列成片理
破碎状态	整体性好,硬度大,呈块状	可追踪条带结构,棱角块状构造	破碎成粒或成粉状
裂隙与孔渗性	裂隙系统完整,孔渗性好	割理发育,孔渗性较好	割理不发育,裂缝已不复存在,孔渗性差
样本			

表 2 不同煤体结构对应的地球物理测井资料响应范围

Table 2 Response range of geophysical logging data corresponding to different coal structures

响应范围	井径曲线/ cm	自然伽马/ API	补偿密度/ ($\text{g} \cdot \text{cm}^{-3}$)	声波时差/ ($\mu\text{s} \cdot \text{m}^{-1}$)	补偿中子/ ($\text{V} \cdot \text{V}^{-1}$)	深电阻率/ ($\Omega \cdot \text{m}$)
I 类结构	23.67~42.35	42~69	1.45~1.63	384~430	44.4~54.6	1158~6499
II 类结构	23.08~45.13	44~73	1.37~1.54	381~443	36.6~58.9	709~6085
III 类结构	22.96~40.39	48~74	1.32~1.49	401~480	42.5~55.3	354~5273

构^[11]。但根据柿庄北区 3 号煤层实际测井资料响应发现,三类煤体结构对应的测井资料响应中均出现明显扩径现象。图 1b 中展示的为井径响应范围,钻头直径为 21.59 cm,发现三类结构对应的深度段均出现不同程度的扩径,且每一类结构也存在未扩径段。以 II 类结构煤与 III 类结构煤为例,随着煤体结构破坏程度的增加,井径扩径范围仅略微增加,但 I 类结构煤变化趋势不明显,难以从二维角度区分,这可能是由于三类结构煤镜质组含量相对较高所致,也可能与当时煤层钻井中井壁加固技术不成熟存在关系。

自然伽马测井表征的是岩层中自然伽马射线的强度,多用于计算放射性元素含量。理论上,煤岩自然放射性会由于孔、裂隙变化导致的放射性物质含量改变而出现响应差异,即煤岩的放射性多与泥质含量、黏土矿物以及灰分于沉积过程中吸附的次生放射性物质相关。煤体结构破碎程度增大一定程度上表明构造活动强度增加,可能导致对应煤岩与围岩及其流体中的溶解物质和沉淀物质间的交换作用更活跃,而煤岩本身放射性低,这一现象会使得煤岩放射性大,对应自然伽马测井资料响应值增大^[14]。结合实际数据分析,如图 1a 展示,三类煤体结构随着破坏程度增加,自然伽马测井资料响应值略有上升趋势,三类结构煤的响应范围重合段较多,这与煤

岩非均质性密不可分,仅能从整体上得到变化趋势,且不同区块自然伽马测井响应值变化趋势不一定相同,研究区块 3 号层自然伽马测井响应趋势与上述理论情况不相悖。

在三孔度测井系列中,多使用补偿密度测井资料和声波时差测井资料判别煤体结构,补偿中子测井资料难以用于煤体结构识别。补偿中子测井反映的是地层含氢指数,结合其变化程度反映含水量继而计算孔隙度。煤岩含氢元素较多,组成煤的碳氢化合物的含氢指数与水几乎无差异^[29-30],煤岩中裂隙越发育,水越容易填充,但并不会引起含氢指数的变化,结合实际数据箱线图 1d 也可以发现三类煤体结构对应补偿中子测井响应无明显区分度。

补偿密度测井用于评价地层密度,这类测井资料与煤岩储层孔、裂隙发育关系密切。由于煤体结构破碎程度增大使得结构疏松,且裂隙系统发育越好,水也越容易填充,且破碎程度越大的煤体结构比表面积相对大,对气的吸附能力更强,均使得对应结构煤密度减小,因而随着煤体结构破坏程度增加,补偿密度测井资料响应多呈减小趋势^[31]。结合实际数据箱线图 1e 可分析得到,实际数据变化趋势与理论相符,但也存在数据点重合。

声波时差测井资料表征的是地层剖面的岩石声学性质。不同种类的岩石由于各方面差异导致其声

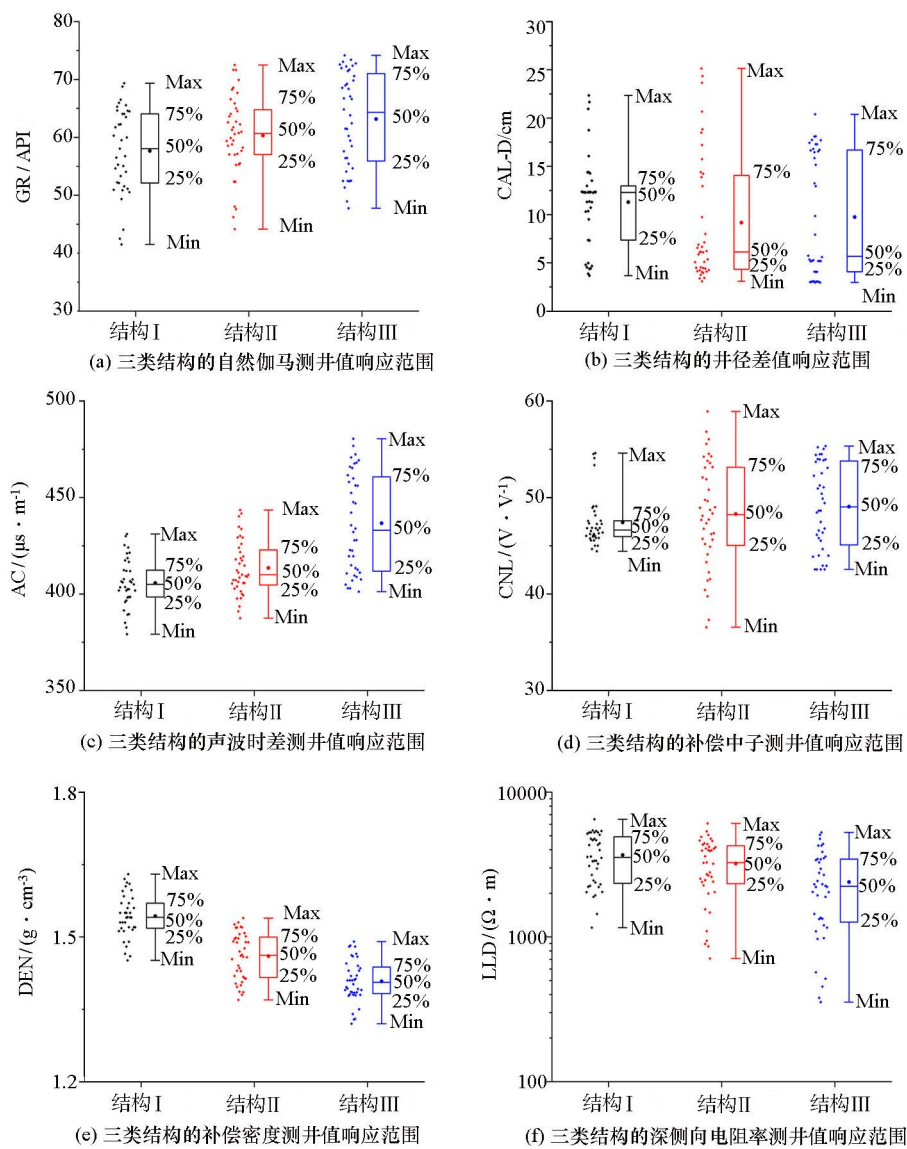


图 1 三类煤体结构对应地球物理测井资料响应值范围

Fig.1 Response range of geophysical logging data corresponding to three types of coal structure

波传播速度、衰减规律与频率特征存在较大区别,理论上,由于煤体结构破碎程度增加,结构相对更为疏松,声波传播速度减小,时差增大^[12,32]。结合实际数据箱线图 1c,发现三类煤体结构随着破碎程度增加变化趋势增大,但 I 类结构与 II 类结构重合部分较多,III 类结构声波时差测井资料响应值为高值数据点较多,整体趋势较复杂,这也与岩石密度、围压,含水量和含气性相关。

在电阻率测井系列中,多用能反映原状地层的深侧向电阻率测井系列来识别煤体结构。电阻率测井资料表征的是地层电阻率的变化情况。理论上学者认为随着随煤体破碎程度增加,煤岩中水分等增加,煤体中自由基浓度及小分子含量增加,其与煤岩中水分子共同作用使其导电性能增强^[33],电阻率减小;但也有学者认为随着煤体结构破碎程度增大,

煤体比表面积增大,吸附的煤层气更多,而煤层气含量的增加会使得电阻率上升,且高阶煤中煤岩强度相对大,破碎程度的增加对其裂隙结构和含水性变化产生的影响可能较小,因而认为电阻率测井曲线的变化趋势更适用于中阶煤煤体结构识别^[34]。事实上电阻率受多因素影响,响应极为复杂,不同区块间煤层电阻率都存在较大差异,在标准化过程中也存在人为修正因素带来的误差,因而不同煤体结构的电阻率响应值变化趋势难以确定。结合本区块实际数据箱线图 1f 可以发现,柿庄北区电阻率值均较高,但其中随着煤体结构破碎程度的增加,II 类结构煤与 III 类结构煤出现了电阻率特低值,对应取心资料中发现取心岩样中存在侵入状况,使得部分取心样品段对应的电阻率测井响应值相对减小。

综上分析,不同煤体结构在地球物理测井资料

上呈现出的响应变化存在一定差异,但在煤储层中,裂隙结构与其分布特点、矿物质含量、含水性及煤层气含量等均会对测井响应产生影响。结合实际数据分析发现,不同煤体结构在自然伽马、补偿密度、声波时差、深侧向电阻率及井径测井资料上虽然存在一定趋势,但不同结构类型煤对应的测井资料响应范围重复度较大,为非线性响应。当实际数据响应与理论情况下响应差异较大时,利用线性关系方法放大不同煤体结构间测井响应趋势难以准确判别。因而使用机器学习方法,结合高维特征空间数据,建立非线性关系识别煤体结构更为合适,由于数据样本相对较少,使用 SVM 进行分类研究。

2 方法实现

2.1 方法原理

SVM 是基于统计学习理论发展出的一种模式识别方法,具有通用性、鲁棒性,计算简单等优点^[35],尤其在面对小样本、非线性以及高特征维度识别问题中优势明显,相较于 BP 神经网络,该方法具有人为参数设置少、能找到全局最优解的优点^[36]。SVM 主要思想为通过建立决策面将正例与反例分隔开,本质上是一个两类分类器,但实际应用中需要解决多分类问题,因而通过分解机重构将多分类问题转变至二分类问题。针对柿庄北区 3 号煤

层煤体结构特点,本文应用 SVM 二分类与“一对多”分类模式解决煤体结构识别问题。

2.1.1 二分类

SVM 通过非线性映射 $\theta(x)$ 将输入向量 x_i 映射至高维特征空间中的向量 z_i ,并在高维空间中找到最优超平面(图 2)。在特征空间中利用式(1)即可实现对变化后的线性分类^[37]:

$$K(x_i, x_j) = \theta(x_i) \cdot \theta(x_j).$$
 (1)

2.1.2 “一对多”分类

“一对多”分类^[38],即在构造第一类分类器时将归属该类的样本标记为正,其余所有训练样本定位负,得到分类器 S_1 ,随后按上述步骤构造其他类别分类器,按照需要得到相应个数的分类器,后将测试数据输入至对应分类器,结构如图 3 所示。“一对多”分类应用相对广泛,这类方法分类速度快,不会出现分类重叠和错误累积现象,但可能会出现不可分现象^[39]。相对于二分类方法,此类方法需要两个参数:核函数(kernel function)与惩罚因子(C)。核函数多分为多项式内积函数、RBF 核函数与 Sigmoid 核函数。本文使用的为 RBF 核函数,RBF 核函数相对多分类问题准确率高且受控参数少,其公式为:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left\{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right\},$$
 (2)

式中: σ 为核函数参数。在实际使用中,需对核函数

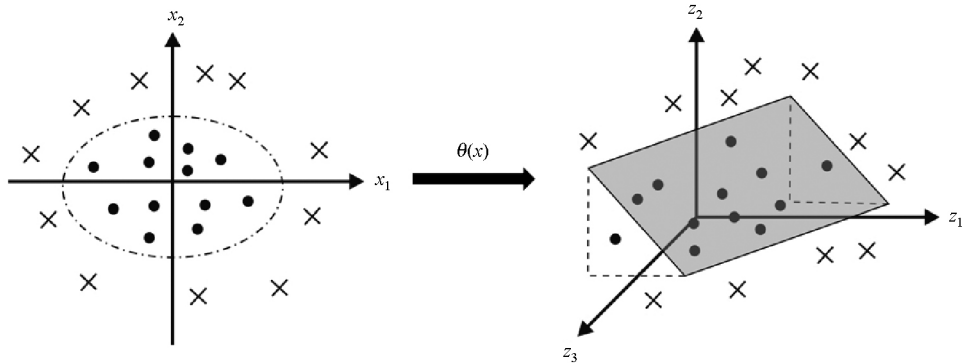


图 2 低维特征向量映射至高纬特征空间

Fig.2 Mapping low dimensional feature vector to high latitude feature space

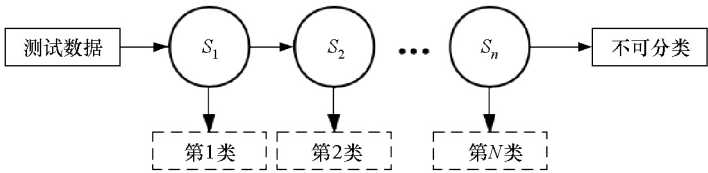


图 3 “一对多”方法结构

Fig.3 Structure diagram of “one to many” method

参数 σ 与惩罚因子 C 进行寻值,即利用“网格搜索”寻值,在给定的范围内,根据各组参数分类正确率的高低,判断是否为最优参数,当出现多组参数预测正确率均为最高时,为避免泛化能力降低,通常选取惩罚因子 C 最小的组。这一过程的实现可利用 matlab 工具包实现。

2.2 方法步骤

结合 SVM 原理和柿庄北区 3 号煤层煤体结构

类型特点,使用两种模式进行煤体结构识别分类。方法一为结合煤体结构类型使用双二分类模式,即是经过两次二分类进行判别,其结构图见图 4a。首先利用二分类方法确定有利产出煤与不利产出煤(Ⅲ类结构煤),在有利产出煤中再次使用二分类对Ⅰ类结构煤与Ⅱ类结构煤进行区分。方法二为直接利用“一对多”方法对三类结构煤进行区分,结构图见图 4b。

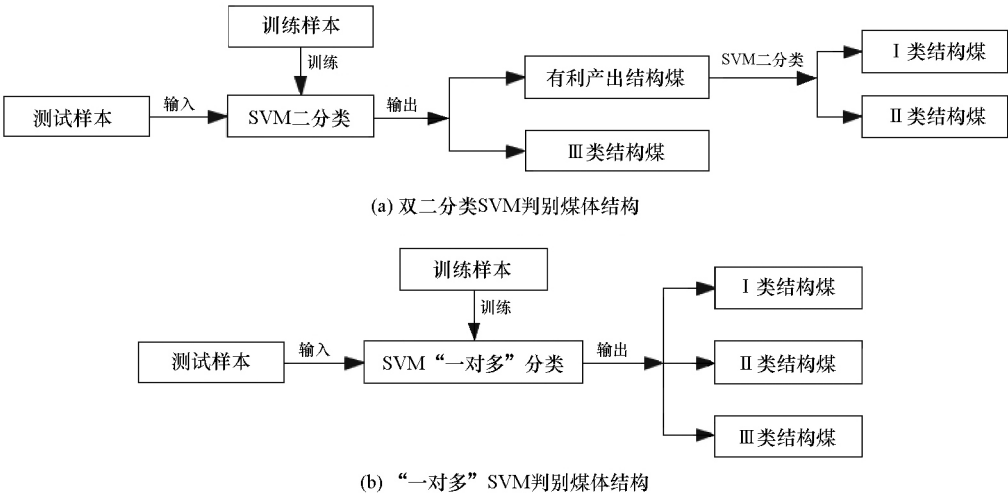


图 4 煤体结构判别流程结构

Fig.4 Flow chart of coal structure discrimination

2.3 实际数据使用

结合柿庄北区参数井 3 号煤层地球物理测井资料,选取井径、自然伽马、补偿密度、声波时差与深侧向电阻率这 5 个与煤体结构存在相关趋势的测井序列作为特征向量,利用 SVM 建立煤体结构识别模型。为了有效评估 SVM 模型的有效性,利用交叉验证(cross validation)进行检测。K 折(K-CV)交叉验证,即将原始数据分为 k 组,对应每组子集均作为一次测试集,则另外 $k-1$ 组子集为训练集,这样共可得到 k 个模型,然后利用上述 k 个模型的测试集预

测得到结果, k 个误差和平均即为 k 折交叉验证误差。本文使用 4 折交叉验证,流程图见图 5a。结合实际分类问题,用预测正确率进行表征。结合实际工区数据,Ⅰ类结构煤 37 组,Ⅱ类结构煤与Ⅲ类结构煤均为 40 组。为了保证能正确评价模型的有效性,用于最终验证的样本集不参与建模。随机选出 3 类煤体结构数据各 16 组作为验证集,将剩余三类煤体结构数据均分至 4 个组,除第 4 组Ⅰ类结构煤相较于其他组多 1 个外,各组各类煤体结构数量一致,交叉验证结果如图 5b 所示。双二分类模式与

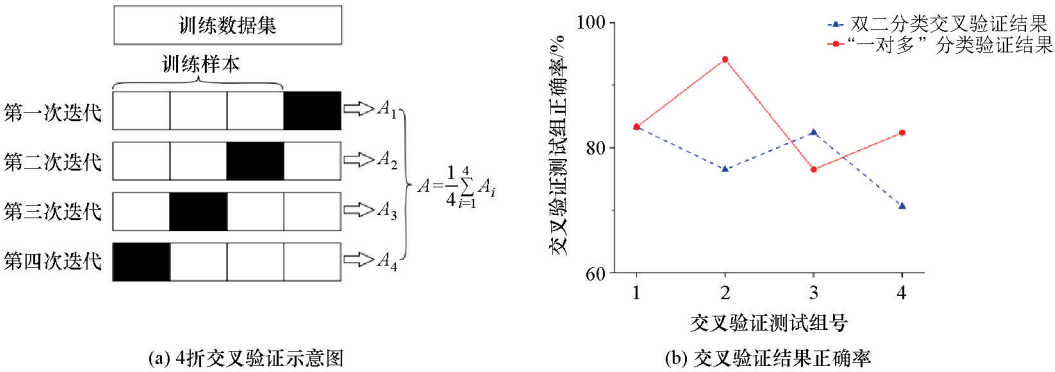


图 5 交叉验证流程图与结果

Fig.5 Cross validation flow chart and results

“一对多”分类模式交叉验证结果分别为 78.2% 和 84.1%,结果并未出现较大波动,交叉验证中测试集预测结果的错误个数大多在 1~2 个间,由此可见用 SVM 判别煤体结果具有有效性与泛化性。

将用于交叉验证的所有数据作为训练集,对验证集进行煤体结构预测评价。结合取心结果,双二分类模式与“一对多”分类模式的正确率分别为 83.3%与 89.6%,其具体预测结果分别如混淆矩阵表 3 所示。

两种模式均能对煤体结构进行判别,在煤样取心中由于存在破碎煤心,煤层部分段煤体结构未知。在对已知结构的煤层段煤体结构的识别结果中,“一对多”分类方式与煤心结果匹配度相对高,尤其在Ⅲ类结构煤的识别上准确率明显较高,双二分类模式在Ⅰ类结构煤判别的准确率来说相对较高,三类煤体结构识别能力相对较弱。即在实际数据验证中,利用 SVM 与常规测井数据相结合识别煤体结构具有准确性与实用性,在无其他特殊测井资料的情况下具有适用性。柿庄北区块参数井及非参数井开采时间较早,技术与使用的测井方法相对匮乏,本文利用 SVM 结合常规地球物理测井资料能有效识别煤层不同类型的煤体结构,实用性较强,且对后续区块产能评价具有指导意义。

表 3 SVM 对煤体结构识别结果

Table 3 Recognition results of coal structure based on SVM

正确率 (83.3%)	双二分类模式预测结果		
	Ⅰ类结构煤	Ⅱ类结构煤	Ⅲ类结构煤
取心结果			
Ⅰ类结构煤	15(93.75%)	1(6.25%)	0(0%)
Ⅱ类结构煤	1(6.25%)	13(81.25%)	2(12.5%)
Ⅲ类结构煤		4(25%)	12(75%)
正确率 (89.6%)	“一对多”分类模式预测结果		
	Ⅰ类结构煤	Ⅱ类结构煤	Ⅲ类结构煤
取心结果			
Ⅰ类结构煤	13(81.3%)	3(18.7%)	0(0%)
Ⅱ类结构煤	1(6.25%)	14(87.5%)	1(6.25%)
Ⅲ类结构煤	0(0%)	0(0%)	16(100%)

2.4 误差讨论

针对 SVM 模型在验证集上的表现,“一对多”分类模式相对双二分类模式精度更高。双二分类模式在实现过程中,区分有利产出煤与不利产出煤时,两者数量存在较大差距,且第一次二分类时会产生误差,使得第二次二分类时存在误差累积。结合验证集结果的混淆矩阵,双二分类模式在有利产出煤与不利产出煤的判别上存在误差,而“一对多”分类

模式未产生类似误差,仅在判别有利产煤中两类结构煤存在较小误差,就性能而言,“一对多”分类模式精度更高。

对单井整层段结果而言,误差多来自于不同煤体结构交会处,这取决于测井方法在纵向上的分辨率,尤其是针对厚度较小的煤体结构段,这类误差较为明显。此外,煤层夹矸段对测井资料响应的影响也会导致判别出现误差。在实际煤岩中,大段煤层会存在泥质夹矸,对应测井资料会呈现出自然伽马测井响应值与补偿密度测井响应值为异常高值,电阻率测井资料会呈现减小趋势,具体趋势变化程度取决于夹矸厚度对测井资料响应的影响。这一异常趋势容易导致判别结果出现偏差,这也是造成煤体结构识别正确率下降的原因之一。

3 结论

本文通过煤层取心资料,结合产能效益,总结了柿庄北区 3 号层各类煤体结构类型,通过测井资料分析测井曲线与煤体结构间的响应特征,应用 SVM 双二分类模式和“一对多”分类模式有效识别各类煤体结构,并用实际井资料进行判别,达到了煤体结构识别的目的,并得到以下结论:

- 1) 柿庄北区块 3 号煤层煤体结构可分为 3 类,将 3 类煤体结构对应的地球物理测井资料响应进行分析,可以得到自然伽马测井资料、补偿密度测井资料、声波时差测井资料,深侧向电阻率测井资料与井经曲线在响应上和煤体结构存在非线性关系。
 - 2) 利用 SVM 两种模式结合相关测井资料,可以有效识别煤体结构,交叉验证结果也表明这类方法具有泛化性,且“一对多”分类模式正确率高于双二分类分类模式。
 - 3) SVM 误差主要由测井手段分辨率的限制与夹矸段导致。
 - 4) SVM 两种分类模式的样本空间是基于常规测井资料建立的,在无其他特殊测井资料时仍具有适用性。
- 利用 SVM 结合地球物理测井资料能有效识别煤体结构,对实际生产开发具有指导意义,有广阔的应用前景。

参考文献(References):

[1] 赵庆波.中国煤层气地质特征及勘探新领域[J]. 天然气工业, 2004, 24(5):4-7.
Zhao Q B. Geological features of the coalbed methane in China and

- its new exploration domains[J]. Natural Gas Industry, 2004, 24(5):4-7.
- [2] 万玉金,曹雯.煤层气单井产量影响因素分析[J].天然气工业,2005,25(1):124-126.
Wan Y J, Cao W. Analysis on production affecting factors of single well for coalbed gas[J]. Natural Gas Industry, 2005, 25(1):124-126.
- [3] Li S, Tang D Z, Xu H, et al. Advanced characterization of physical properties of coals with different coal structures by nuclear magnetic resonance and X-ray computed tomography [J]. Computers & Geosciences, 2012, 48:220-227.
- [4] 孟召平,刘珊珊,王保玉,等.不同煤体结构煤的吸附性能及其孔隙结构特征[J].煤炭学报,2015,40(8):1865-1870.
Meng Z P, Liu S S, Wang B Y, et al. Adsorption capacity and its pore structure of coals with different coal body structure[J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(8):1865-1870.
- [5] 康志勤,李翔,李伟,等.煤体结构与甲烷吸附/解吸规律相关性实验研究及启示[J].煤炭学报,2018,43(5):1400-1407.
Kang Z Q, Li X, Li W, et al. Experimental investigation of methane adsorption /desorption behavior in coals with different coal-body structure and its revelation[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(5):1400-1407.
- [6] 康永尚,孙良忠,张兵,等.中国煤储层渗透率主控因素和煤层气开发对策[J].地质论评,2017,63(5):1401-1418.
Kang Y S, Sun L Z, Zhang B, et al. The controlling factors of coalbed reservoir Permeability and CBM development strategy in China[J]. Geological Review,2017,63(5):1401-1418.
- [7] 胡奇,王生维,张晨,等.沁南地区煤体结构对煤层气开发的影响[J].煤炭科学技术,2014,42(8):65-68.
Hu Q, Wang S W, Zhang C, et al. Coal structureaffected to coalbed methane development in Qinnan region[J].Coal Science and Technology,2014,42(8):65-68.
- [8] 赵立明,崔若飞,彭刘亚.基于测井曲线重构的岩性反演方法圈定构造煤发育带[J].煤矿安全,2013,44(8):8-10,13.
Zhao L M, Cui R F, Peng L Y. Delineating deformed coal development zones with lithological inversion methods based on logging curve reconstruction[J]. Safety in Coal Mines,2013,44(8):8-10,13.
- [9] 张许良,单菊萍,彭苏萍.地质测井技术划分煤体结构探析[J].煤炭科学技术,2009,37(12):88-92.
Zhang X L, Shan J P, Peng S P. Discussion and analysis on geological logging technology applied to divide coal mass structure[J]. Coal Science and Technology,2009,37(12):88-92.
- [10] 彭苏萍,魏文希,杜文凤,等.基于 AVO 反演与叠前同步反演预测构造煤分布[J].中国矿业大学学报,2018,47(5):929-934,968.
Peng S P, Wei W X, Du W F, et al. AVO inversion associated with prestack simultaneous inversion in determining the distribution of tectonic coal[J]. Journal of China University of Mining & Technology,2018,47(5):929-934,968.
- [11] 许启鲁,黄文辉,杨延绘,等.构造煤的测井曲线判识——以柿庄北区块为例[J].科学技术与工程,2016,16(3):11-16.
Xu Q L, Huang W H, Yang Y H, et al. Analysis of Identifying Deformed Coal by Logging Curve in Shizhuang North Block, Qinshui Basin, China [J]. Science Technology and Engineering, 2016, 16(3):11-16.
- [12] 张超,黄华州,徐德林,等.基于测井曲线的煤体结构判识[J].煤炭科学技术,2017,45(9):47-51.
Zhang C, Huang H Z, Xu D L, et al. Coal structure identified based on logging curve[J]. Coal Science and Technology, 2017, 45(9):47-51.
- [13] 陈晶,黄文辉,陆小霞,等.沁水盆地柿庄地区构造煤定量分析及其物性特征[J].煤炭学报,2017,42(3):732-737.
Chen J, Huang W H, Lu X X, et al. Quantitative analysis on tectonically deformed coal and its physical properties in Shizhuang area of Qinshui Basin[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(3):732-737.
- [14] 陈跃,汤达祯,许浩,等.应用测井资料识别煤体结构及分层[J].煤田地质与勘探,2014,42(1):19-23.
Chen Y, Tang D Z, Xu H, et al. Application of logging data in recognition of coal structure and stratification[J]. Coal Geology & Exploration, 2014, 42(1):19-23.
- [15] 李存磊,杨兆彪,孙晗森,等.多煤层区煤体结构测井解释模型构建[J].煤炭学报,2020,45(2):721-730.
Li C L, Yang Z B, Sun H S, et al. Construction of a logging interpretation model for coal structure from multi-coal seams area[J]. Journal of China Coal Society,2020,45(2):721-730.
- [16] 陈粤强,张晓宏,浦静怡.利用测井参数定量识别韩城矿区北区煤体结构[J].煤炭科学技术,2017,45(9):42-46,91.
Chen Y Q, Zhang X H, Pu J Y. Logging parameters applied to quantitatively identify coal structure in Northern Hancheng Mining Area[J]. Coal Science and Technology, 2017, 45(9):42-46,91.
- [17] 侯月华,姚艳斌,杨延辉,等.基于对应分析技术的煤体结构判别:以沁水盆地安泽区块为例[J].煤炭学报,2016,41(8):2041-2049.
Hou Y H, Yao Y B, Yang Y H, et al. Discriminate method of coal structure based on correspondence analysis technology: A case study in the Anze area, Qinshui basin[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(8):2041-2049.
- [18] 曹军涛,赵军龙,王铁平,等.煤层气含量影响因素及预测方法[J].西安石油大学学报:自然科学版,2013,28(4):28-34,94.
Cao J T, Zhao J L, Wang Y P, et al. Review of influencing factors and prediction methods of gas content in coal seams and prospect of prediction methods[J]. Journal of Xi'an Shiyou University: Natural Science Edition, 2013, 28(4):28-34,94.
- [19] 李涛,李辉,王福忠.基于 BP 神经网络的煤体结构类型判识模型研究[J].煤矿安全,2011,42(11):19-22.
Li T, Li H, Wang F Z. Study of the Differentiating Model for Coal Structure Types Based on BP Neural Network[J]. Safety in Coal Mines, 2011, 42(11):19-22.
- [20] 刘振明,王延斌,韩文龙,等.基于测井资料的 BP 神经网络的煤体结构预测[J].中国煤炭,2018,44(6):38-41,55.
Liu Z M, Wang Y B, Han W L, et al. Prediction of coal structure with BP neural network based on shaft logging data [J]. China

- Coal, 2018, 44(6):38–41, 55.
- [21] 连承波, 赵永军, 李汉林, 等. 基于支持向量机回归的煤层含气量预测[J]. 西安科技大学学报, 2008, 28(4):707–709.
- Lian C B, Zhao Y J, Li H L, et al. Prediction of coal bed gas content based on support vector machine regression[J]. Journal Center of Xi'an University of Science and Technology, 2008, 28(4):707–709.
- [22] 汤友谊, 田高岭, 孙四清, 等. 对煤体结构形态及成因分类的改进和完善[J]. 焦作工学院学报:自然科学版, 2004(3):161–164.
- Tang Y Y, Tian G L, Sun S Q, et al. Improvement and perfect way for the classification of the shape and cause formation of coal body texture[J]. Journal of Henan Polytechnic University: Natural Science, 2004(3):161–164.
- [23] 傅雪海, 姜波, 秦勇, 等. 用测井曲线划分煤体结构和预测煤储层渗透率[J]. 测井技术, 2003, 27(2):140–143, 177.
- Fu X H, Jiang B, Qin Y, et al. Classification of Coalbody Structure and Prediction of Coal Reservoir Permeability with Log Curves[J]. Well Logging Technology, 2003, 27(2):140–143, 177.
- [24] 贾承造, 郑民, 张永峰. 中国非常规油气资源与勘探开发前景[J]. 石油勘探与开发, 2012, 39(2):129–136.
- Jia C Z, Zheng M, Zhang Y F. Unconventional hydrocarbon resources in China and the prospect of exploration and development[J]. Petroleum Exploration and Development, 2012, 39(2):129–136.
- [25] 陆小霞, 黄文辉, 王佳旗, 等. 沁水盆地柿庄北深部煤层煤体结构发育特征[J]. 煤田地质与勘探, 2014, 42(3):8–11, 16.
- Lu X X, Huang W H, Wang J Q, et al. The development characteristics of deep coal structure in northern Shizhuang area[J]. Coal Geology & Exploration, 2014, 42(3):8–11, 16.
- [26] 陈玮胤, 姜波, 屈争辉, 等. 碎裂煤显微裂隙分形结构及其孔渗特征[J]. 煤田地质与勘探, 2012, 40(2):31–34.
- Chen W Y, Jiang B, Qu Z H, et al. Fractal structure of microfractures and characteristics of porosity and permeability in cataclastic coals[J]. Coal Geology & Exploration, 2012, 40(2):8–34.
- [27] 张俊杰, 赵俊龙. 老厂矿区煤体结构测井判识与分布规律[J]. 地质与勘探, 2019, 55(2):570–578.
- Zhang J J, Zhao J L. Logging discrimination of coal structures and their distribution in the Laochang mining area, eastern Yunnan province[J]. Geology and Exploration, 2019, 55(2):570–580.
- [28] 程相振, 胡秋嘉, 杨莹莹. 井径曲线与煤体结构关系探讨——以沁水盆地南部樊庄区为例[J]. 非常规油气, 2016, 3(3):35–38.
- Cheng X Z, Hu Q J, Yang Y Y. Discussion about caliper curves and coal structure: A case study offanzhuang area in Qinshui Basin[J]. Unconventional Oil & Gas, 2016, 3(3):35–38.
- [29] 姚军朋, 司马立强, 张玉贵. 构造煤地球物理测井定量判识研究[J]. 煤炭学报, 2011, 36(S1):94–98.
- Yao J P, Sima L Q, Zhang Y G. Quantitative identification of deformed coals by geophysical logging[J]. Journal of China Coal Society, 2011, 36(S1):94–98.
- [30] 马火林, 汪剑, 王文娟, 等. 构造煤煤层气及裂隙的测井响应和敏感参数分析:以沁水盆地郑庄地区为例[J]. 现代地质, 2015, 29(1):171–178.
- Ma H L, Wang J, Wang W J, et al. Sensitive parameter analysis and logging response characteristics on coalbed methane and fracture of deformed coal: A case study in the Zhengzhuang Block of Qinshui Basin[J]. Geoscience, 2015, 29(1):171–178.
- [31] 陶传奇, 王延斌, 倪小明, 等. 基于测井参数的煤体结构预测模型及空间展布规律[J]. 煤炭科学技术, 2017, 45(2):173–177, 196.
- Tao C Q, Wang Y B, Ni X M, et al. Prediction model of coal-body structure and spatial distribution law based on logging parameters[J]. Coal Science and Technology, 2017, 45(2):173–177, 196.
- [32] 雍世和, 张超模. 测井数据处理与综合解释[M]. 东营: 中国石油大学出版社, 2007:134–139.
- Yong S H, Zhang C M. Logging data processing and comprehensive interpretation[M]. Dongying: China University of Petroleum Press, 2007:134–139.
- [33] 陈跃, 汤达祯, 许浩, 等. 基于测井信息的韩城地区煤体结构的分布规律[J]. 煤炭学报, 2013, 38(8):1435–1442.
- Chen Y, Tang D Z, Xu H, et al. The distribution of coal structure in Hancheng based on well logging data[J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38(8):1435–1442.
- [34] 梅放, 康永尚, 李喆, 等. 中高煤阶煤层煤体结构识别测井法适用性评价研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(7):95–107.
- Mei F, Kang Y S, Li Z, et al. Applicability evaluation of logging method for recognition of coal body structure in medium and high rank coal seams[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(7):95–107.
- [35] Sunkens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3):293–300.
- [36] Vapnik V N. An overview of statistical learning theory[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 1999, 10(5):988–999.
- [37] 马德锋, 李培军. 加入多尺度图像纹理的岩性分类[J]. 岩石学报, 2008, 24(6):1425–1430.
- Ma D F, Li P J. The use of multiscale texture in image classification for lithologic mapping[J]. Acta Petrologica Sinica, 2008, 24(6):1425–1430.
- [38] 陈中杰, 蒋刚, 蔡勇. 基于 SVM 一对一多分类算法的二次细分方法研究[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(4):44–47.
- Chen Z J, Jiang G, Cai Y. Research of secondary subdivision method for one-versus-one multi-classification algorithm based on SVM[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(4):44–47.
- [39] 牟丹, 王祝文, 黄玉龙, 等. 基于 SVM 测井数据的火山岩岩性识别——以辽河盆地东部坳陷为例[J]. 地球物理学报, 2015, 58(5):1785–1793.
- Mou D, Wang Z W, Huang W L, et al. Lithological identification of volcanic rocks from SVM well logging data: Case study in the eastern depression of Liaohe Basin[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2015, 58(5):1785–1793.

The coal structure identification method based on support vector machine and geophysical logging data

GUO Jian-Hong^{1,2}, DU Ting^{1,2}, ZHANG Zhan-Song^{1,2}, XIAO Hang^{1,2},
QIN Rui-Bao³, YU Jie³, WANG Can⁴

(1.College of Physics and Petroleum Resources, Yangtze University, Wuhan 430100, China; 2.Key Laboratory of Exploration Technologies for Oil and Gas Resources, Ministry of Education, Yangtze University, Wuhan 430100, China; 3.CNOOC Research Institute, Beijing 100027, China; 4.Hubei Institute of Hydrogeology and Engineering Geology, Jingzhou 434020, China)

Abstract: As one of the key parameters of coal seam exploration and development research, coal structure affects coal seam productivity, and it is significant to effectively identify coal structure. In this paper, the support vector machine algorithm was used to identify the coal structure based on geophysical logging data, and the No. 3 layer in Shizhuang North District of Qinshui Basin was taken as an example to classify the coal structure type in this block. Using two modeling modes of support vector machine's two-two classification and "one-to-many" classification, the authors established a coal structure recognition model based on logging curves, then used cross-validation to evaluate the generalization of the model, and finally used the data that did not participate in the model establishment to evaluate the accuracy of the model. The results show that the two models of the support vector machine algorithm can effectively identify the coal structure, the models have generalization and accuracy, and the "one-to-many" classification model has higher accuracy: the distinguishing effect of coal is outstanding, it is accurate in distinguishing the specific types of coal that are beneficial to production, and can provide guidance for subsequent fracturing construction. In general, the coal structure recognition model established based on the support vector machine algorithm and geophysical logging data has guiding significance for the exploration and development of coalbed methane and shows practical application value.

Key words: coal structure of coal seam; geophysical logging data; support vector machine (SVM) algorithm; double binary classification model; "one to many" classification mode

(本文编辑:王萌)