

文章编号: 1001-1986(2017)03-0131-05

# 利用改进组合交叉熵实现煤层气储层地震属性约简

车向前, 张欣欣, 边 莉

(黑龙江科技大学 计算机与信息工程学院 电气与控制工程学院 电子与信息工程学院,  
黑龙江 哈尔滨 150022)

**摘要:** 在煤层气储层参数预测中, 地震属性数据量的冗余会给预测带来不便。为获得煤层气储层地震属性的最优约简, 提出一种利用改进型交叉熵算法优化地震属性的方法。该方法对迭代过程产生的样本进行改进, 进而生成优秀的样本集进行迭代, 同时将粗糙集属性约简构成的模型作为目标函数进行寻优求解。最后利用某地区煤层气储层的地震属性对算法进行验证, 并与其他算法的测试结果对比、分析, 结果表明: 该算法对煤层气的地震属性约简耗时小、约简精度和约简率高, 可以有效的应用于煤层气储层的地震属性约简。

**关键词:** 改进型组合交叉熵; 煤层气; 地震属性; 粗糙集; 属性约简

**中图分类号:** D712; TD-05 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1986.2017.03.024

## Seismic attribute reduction of CBM reservoir using improved combined cross entropy

CHE Xiangqian, ZHANG Xinxin, BIAN Li

(School of Computer and Information Engineering, School of Electrical and Control Engineering, School of Electronic and Information Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150022, China)

**Abstract:** In the prediction of CBM reservoir parameters, the redundancy of seismic attribute data brings inconvenience to the prediction. In order to obtain the optimal reduction of seismic attributes of CBM reservoir, a method using improved cross entropy algorithm to optimize seismic attributes was proposed. This method improved the samples generated by the iterative process, and then generated an excellent set of samples. At the same time, the model of rough set attribute reduction was used as the objective function to solve the optimization. The model of attribute reduction of rough set is solved by using the improved combined cross entropy algorithm. Finally, the seismic attributes in an area were used to verify and compare the algorithm with the other algorithms. The results show that the algorithm is less time-consuming, has high precision and ratio of reduction, and can be effectively used in seismic attribute reduction of CBM reservoir.

**Keywords:** improved combined cross entropy; CBM; seismic attribute; rough set; attribute reduction

地震属性的约简是煤层气储层参数预测中一个重要难题。随着地震属性的提取技术不断提高, 常用的地震属性有 40~50 种<sup>[1-3]</sup>。虽然更多种类的地震属性对描述煤层气储层特征提供了更详尽的参考, 但也给储层参数的进一步预测带来不便。在多种属性参数中, 有的属性对储层物性参数的变化很敏感, 可以准确的揭示地下异常, 而有的属性对储层参数的变化不敏感。因此, 在对基于地震属性的煤层气

储层参数分析预测过程中, 从众多的地震属性参数中优选出与某一物性参数相关程度高的属性, 能够减少冗余, 有效挖掘信息, 提升计算效率。目前常用的属性优选方法包括专家经验法和数学分析法, 但这些方法对经验要求高, 主观性强, 难以适应多种不同的地质条件。

粗糙集理论(Rough Set Theory, 简称 RST)<sup>[4-7]</sup>作为一种新型的数据挖掘技术, 可以在保持分类能

收稿日期: 2016-08-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(51504085); 哈尔滨市应用技术与开发项目(2015RQXXJ009)

**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China(51504085); Harbin Applied Technology Research and Development Project(2015RQXXJ009)

第一作者简介: 车向前(1978—), 男, 黑龙江克东人, 硕士, 副教授, 研究方向为图像处理与机器视觉。E-mail: che\_xq@163.com

引用格式: 车向前, 张欣欣, 边莉. 利用改进组合交叉熵实现煤层气储层地震属性约简[J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45(3): 131-135.

CHE Xiangqian, ZHANG Xinxin, BIAN Li. Seismic attribute reduction of CBM reservoir using improved combined cross entropy[J]. Coal Geology & Exploration, 2017, 45(3): 131-135.

力不变的前提下，挖掘数据间的隐含关系，提取特征，删除冗余信息，以简洁的属性集来表示原有知识，提升对数据的分析处理能力，采用粗糙集理论可以有效应对储层参数预测中属性冗余问题。属性约简是粗糙集理论研究的重点内容之一，是原始数据属性集的一个子集，这个子集和整个属性集的分类能力<sup>[2]</sup>是一样的。目前属性约简算法有穷尽算法、Johnson 算法、属性重要性的启发式算法、互信息约简算法、复合系统的约简等算法。这些算法计算复杂度高、无法进行全局寻优，因此人工智能算法解决属性约简问题成为当前的发展趋势。文献[8]将约简问题转化为几何路径的寻优，采用蚁群算法实现粗糙集的属性约简，文献[9]利用遗传算法从确定数据集和非确定数据集中提取准则，选择重要度高的属性作为最优约简。但上述方法存在着计算量大、易陷入局部最优、求解效率低等缺陷。交叉熵算法(Cross Entropy Algorithm, 简称 CE)<sup>[10]</sup>作为信息论中的一种全局随机优化算法，其原理是通过概率密度分布产生一系列的随机样本，同时使每次迭代使用的候选样本发生变化。因此交叉熵算法在优化过程中不易陷入局部最优解。

信息系统中知识的约简往往不止一个，需要考虑的属性越少，就越容易处理信息，因此需要寻求条件属性数少且代表整个信息系统的最优约简，而寻求最优约简的过程是一个 NP-hard 问题。因此，笔者利用改进的组合型交叉熵算法(Combinatorial Cross Entropy, 简称 CCE)对煤层气储层的地震属性约简问题进行优化求解。

### 1 粗糙集属性约简模型

目前，粗糙集已应用于众多领域，如故障诊断<sup>[11]</sup>、数据挖掘<sup>[12]</sup>。在实际应用中，给定一组由特征描述的样本和样本类别，需要通过一个学习算法从该组样本中学习一个分类函数，实现从特征到分类的映射。在粗糙集理论中称该数据集为信息系统。

定义 1 信息系统可形式化为如下的四元组：IS= $\langle U, A, V, f \rangle$ ，其中  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  为研究对象的有限集合，即论域； $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  为描述对象的全部属性所组成的集合，即属性集； $V = \bigcup_{a \in A} V_a$  为属性集  $A$  的论域，其中  $V_a$  为属性  $a \in A$  的值域； $f: U \times A \rightarrow V$  为信息函数，表示对每一个  $x \in U$ ， $a \in A$ ， $f(x, a) \in V_a$ 。当信息系统中属性集  $A = C \cup D$ ， $C \cap D = \emptyset$ ，其中  $C$  为条件属性集， $D$  为决策属性时，该信息系统被称为决策表。

定义 2 对于给定的决策系统，设  $N(N \neq \emptyset)$  为条件属性  $C$  的约简， $N$  满足两个条件：保持原分类质量不变，并且  $N$  中不含冗余属性，令条件属性  $C$  中的约简集合为 RED( $C$ )。

$$RED(C) = \{P \subseteq C \mid \gamma_P(D) = \gamma_C(D), \forall B \subset P, \gamma_B(D) \neq \gamma_C(D)\} \quad (1)$$

定义 3 若将  $C$  的任意子集  $C'$  视为  $C$  的近似约简，则定义约简的近似精度为

$$\omega = \frac{\gamma_{C'}(D)}{\gamma_C(D)} \times 100\% \quad (2)$$

定义 4 属性约简率为

$$R = \frac{Card(C) - Card(C')}{Card(C)} \times 100\% \quad (3)$$

式中  $Card(C)$  为条件属性的个数， $Card(C')$  为约简中条件属性的个数。

定义 5 构造基于属性依赖度的约简模型<sup>[13]</sup>。

$$\max F = \alpha \frac{Card(C) - Card(C')}{Card(C)} + \beta \frac{\gamma_{C'}(D)}{\gamma_C(D)} \quad (4)$$

式中  $\gamma_{C'}(D)$  为决属性对约简中条件属性的依赖度， $\alpha$  和  $\beta$  为权重因子， $\alpha=0.5$ ， $\beta=0.5$ 。

由目标函数可知，所选的条件属性数越少，则目标函数值越大，约简也就趋近最小约简； $\gamma_{C'}(D)$  与目标函数成正比，当  $\gamma_{C'}(D)$  越大时目标函数越大，说明条件属性对决策属性越来越重要；当  $\gamma_{C'}(D)=1$  时，决策属性完全由条件属性确定。因此，此函数保证了在决策属性对条件属性依赖度不变的情况下实现了最小约简。

### 2 改进型 CCE 算法的属性约简

#### 2.1 交叉熵算法

CE 算法最早是由 Rubinstein 在信息论的基础上提出的一种全局随机优化算法，近些年来交叉熵算法被应用到故障诊断、预测等大型复杂、优化问题中。该算法的基本特征是在优化过程中根据参数化概率密度分布，使每次迭代使用的候选样本都发生变化。因此 CE 算法优化过程中的关键是迭代，具体的实现过程可分为两步<sup>[14-17]</sup>：

- a. 由给定的概率密度函数生成一组随机样本。
- b. 根据产生的随机样本更新概率密度函数，进而为下一步迭代产生更优的样本数据。

针对优化问题

$$S(x^*) = \xi^* = \max_{x \in \chi} S(x) \quad (5)$$

式中  $S$  是  $\chi$  上的实值函数， $x^*$  为所求问题的最优

解,  $\xi^*$  为所求函数  $S$  的最大值。CE 算法将以上优化问题转化为概率问题, 即转化为求  $S(X)$  比已知参数  $\gamma$  大的概率问题。此问题可用式(6)表示, 式中随机向量  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,  $f(\cdot; v)$  为概率密度函数,  $I_{\{S(X) \leq \xi\}}$  为指示函数。

$$l(\xi) = P_v(S(X) \geq \xi) = \sum_{x \in X} I_{\{S(X) \geq \xi\}} f(x; v) = E_v I_{\{S(X) \geq \xi\}} \quad (6)$$

式中  $\xi$  表示给定实数;  $l$  表示  $S(X)$  比给定实数  $\xi$  小的概率;  $I_{\{S(X) \geq \xi\}}$  为指示函数集合;  $X$  是由  $f(\cdot; v)$  产生的随机样本;  $E_v$  表示相应的期望值。

当  $\xi$  接近  $\xi^*$  时,  $l$  值将会越来越小, 因此为了有意义,  $l$  值不能太小, 则  $\xi$  和  $v$  的选取至关重要。为了解决此问题, 采用多级别算法, 构造分布参数序列  $\{v_t, t > 0\}$  和级别序列  $\{\xi_t, t > 0\}$  ( $t$  为迭代次数)。然后将  $v_t$  和  $\xi_t$  进行更新迭代, 一直到某次迭代后分布参数序列中对应元素改变量的最大值小于某一规定的参数  $b_{tol}$ , 则迭代结束<sup>[18]</sup>。

## 2.2 改进型 CCE 算法

交叉熵算法对大数据进行处理时, 收敛速度较慢, 不易得到最优解, 因此为了加快交叉熵算法的收敛速度、得到更优的解, 笔者对交叉熵产生的随机样本进行改进, 将样本分为精英样本和普通样本, 每次迭代保留精英样本并更新普通样本, 更新后的普通样本中优于精英样本的样本会在下次迭代排序后自动加入精英样本, 从而保证了下一次迭代的样本比上一次迭代的样本更加优秀。为了增大搜索范围和保证全局收敛性, 在此基础上对精英样本进行变异, 若变异后的样本优于之前的样本则替换之前的样本, 否则舍去变异后的样本。

CE 算法分为连续型交叉熵算法和组合型交叉熵算法<sup>[19]</sup>(CCE), 两者之间的区别在于概率密度函数的选择, 针对组合优化问题组合型交叉熵算法的概率密度函数为 Bernoulli 分布。设成功概率为  $p$ , 则 CCE 算法的概率密度函数为

$$f(x; p) = p^x (1-p)^{1-x} \quad (7)$$

式(7)中, 当  $x=1$  时,  $f(x; p) = p$ ; 当  $x=0$  时,  $f(x; p) = 1-p$ 。改进型 CCE 算法的步骤如下:

a. 求核属性, 计算属性依赖度  $\gamma_C(D)$ , 令核属性  $H(C) = \emptyset$ , 对于任意的条件属性  $c$ , 若  $\gamma_{C-\{c\}}(D) \neq \gamma_C(D)$ , 则  $H(C) = H(C) \cup \{c\}$ ; 若相等则  $H(C)$  为最小约简。

b. 设置初始值  $P_{(0)}$  ( $n$  为  $P_{(0)}$  的维数), 最佳样本的分数  $\rho$ , 样本数  $M$ , 平滑系数  $\eta$ , 迭代次数  $t=0$ ,

终止参数  $b_{tol}$ 。

c. 令  $t=t+1$ ,  $P_{t-1}$  以 Bernoulli 分布产生  $M \times n$  的样本矩阵  $X_t = (X_{1(t)}, X_{2(t)}, \dots, X_{M(t)})$ , 其中  $X_{m(t)} = (x_{m(t),1}, x_{m(t),2}, \dots, x_{m(t),n})$ , 并且每个样本中条件属性为核属性的元素永远为 1,  $1 \leq m \leq M$ 。

d. 求出目标函数矩阵  $S_{(t)} = [S_{1(t)}, S_{2(t)}, \dots, S_{M(t)}]^T$ , 将  $S_{(t)}$  进行排序(升序或降序), 排序后的矩阵记为  $\tilde{S}_{(t)}$ , 并计算  $\tilde{S}_{(t)}$  的  $(1-\rho)$  分位数, 如式(8)所示。

$$\xi_{(t)} = S_{[(1-\rho)M]} \quad (8)$$

e. 保留  $\tilde{S}_{(t)}$  中前  $\lambda$  ( $0 < \lambda \leq 0.1N$ ) 个样本作为精英样本, 舍弃剩余的普通样本。

f. 对每个精英样本分别进行变异, 若变异后的样本比之前的样本更优秀, 则替换原来的精英样本, 否则舍弃变异后的样本。

g. 更新普通样本, 并与精英样本组合成完整样本。

h. 利用式(9)更新参数  $P$ 。

$$p_j = \frac{\sum_{i=1}^M I_{\{S(X_i) \leq \xi\}} X_{ij}}{\sum_{i=1}^M I_{\{S(X_i) \leq \xi\}}} \quad (j=1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

i. 利用平滑参数  $\eta$ , 对  $p_j$  处理, 如式(10)所示。

$$p_j = \eta p_j + (1-\eta) p_{j-1} \quad (10)$$

j. 若相邻两次迭代产生的参数矩阵满足式(11)则停止迭代, 否则从 b 开始重新迭代。

$$\max(p_i^t - p_i^{t-1}) < b_{tol} \quad (11)$$

程序执行结束后输出最优解  $X^* = \tilde{X}_{1(t)}$ , 即最小约简属性集, 最优值为  $\xi^* = S(X^*)$ 。

## 3 案例分析

为了验证改进型交叉熵算法对煤层气储层的地震属性约简性能, 采用某地区煤层气储层的地震属性为例, 文献[20]介绍了此研究区的地球物理条件及地震属性的提取。经过对研究矿区的分析, 随意选择该地区的 20 口井。选择条件属性时按照所选属性有意义和相关系数较高的原则提取 10 个条件属性来建立储层物性与地震属性的关系。对文中每口井所选的条件属性  $a_1$ — $a_{10}$  进行测试: 波形长度、平均绝对值振幅、平均能量、平均瞬时相位、平均峰值振幅、平均反射强度、平均谷值振幅、平均零交叉点数、高阶谱能量、高阶谱的最大峰值, 决策属性  $d$  为含油饱和度。具体信息如表 1 所示。

本文的实验环境为 CPU1.8 GHz，内存为 4 G，采用 Matlab 编程。改进型交叉熵优化属性约简算法 (ICCEAR) 参数设置： $P_{(0)} = (0.5, 0.5, \dots, 0.5)$  ( $n$  为  $P_0$  的维数)， $\rho = 0.85$ ， $M = 50$ ， $\eta = 0.9$ ， $b_{\text{tol}} = 1.0 \times 10^{-4}$ 。通过选取粗糙集 (RSAR)、模拟退火算法<sup>[21]</sup> (SAAR)、

蚁群算法<sup>[22]</sup> (ACAR)、未改进的组合型交叉熵算法 (CCEAR) 与文中的算法，并运行 20 次取最优结果进行对比分析，对比结果如表 2 和表 3 所示。得出 ICCEAR 算法的可行性与适用性，并证明了该算法具有较好稳定性、较快收敛速度等优势。

表 1 地震属性与含油饱和度的数据  
Table 1 Seismic attributes and data of oil saturation

井号	条件属性										决策属性
	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$a_5$	$a_6$	$a_7$	$a_8$	$a_9$	$a_{10}$	$d$
1	0.240	0.682	0.463	0.835	0.645	0.675	0.707	0.604	0.355	1.000	0.68
2	0.189	0.473	0.233	0.893	0.469	0.477	0.453	0.781	0.095	0.182	0.70
3	0.265	0.779	0.637	0.939	0.759	0.807	0.752	0.553	0.224	0.364	0.57
4	0.224	0.639	0.407	0.979	0.575	0.628	0.667	0.632	0.308	0.719	0.60
5	0.201	0.538	0.283	0.936	0.529	0.533	0.505	0.664	0.142	0.362	0.78
6	0.216	0.531	0.277	0.903	0.478	0.489	0.526	0.511	0.105	0.181	0.66
7	0.111	0.529	0.272	0.919	0.406	0.472	0.536	0.248	0.088	0.170	0.64
8	0.315	0.682	0.499	0.916	0.678	0.674	0.629	0.737	0.343	0.397	0.71
9	0.253	0.726	0.542	0.865	0.734	0.735	0.661	0.510	0.252	0.635	0.76
10	0.356	0.901	0.867	0.891	0.812	0.932	0.902	0.390	0.706	1.000	0.67
11	0.220	0.578	0.344	0.968	0.611	0.581	0.512	0.603	0.162	0.415	0.78
12	0.237	0.543	0.302	0.895	0.601	0.537	0.486	0.248	0.241	0.548	0.72
13	0.340	0.484	0.239	0.909	0.479	0.482	0.414	0.905	0.088	0.077	0.71
14	0.695	0.900	0.890	0.898	0.795	0.931	0.943	0.511	0.762	0.472	0.77
15	0.344	0.515	0.273	0.890	0.516	0.524	0.470	0.622	0.176	0.269	0.74
16	0.349	0.555	0.316	0.912	0.546	0.562	0.531	0.604	0.233	0.361	0.77
17	0.375	0.518	0.273	0.913	0.477	0.516	0.506	0.648	0.079	0.069	0.77
18	0.366	0.501	0.270	0.922	0.538	0.504	0.431	0.623	0.090	0.085	0.54
19	0.442	0.532	0.283	0.919	0.541	0.532	0.482	0.699	0.079	0.052	0.54
20	0.521	0.758	0.586	0.904	0.782	0.767	0.677	0.604	0.518	0.219	0.58

表 2 不同算法下约简的属性集  
Table 2 Attribute set of reduction under different algorithms

算法	RSAR	SAAR	ACAR	CCEAR	ICCEAR
属性集	$\{a_1, a_3, a_5, a_6, a_8, a_{10}\}$	$\{a_1, a_2, a_5, a_7, a_8, a_{10}\}$	$\{a_1, a_2, a_5, a_8, a_9\}$	$\{a_3, a_4, a_5, a_8, a_{10}\}$	$\{a_1, a_2, a_5, a_{10}\}$

表 3 不同智能算法对比  
Table 3 Performance comparison of different intelligent algorithms

算法	$N_A$	迭代次数	时间/s	约简率/%	约简精度/%
SAAR	6	46	33.509 529	40	100
ACAR	5	61	1.191 331	50	80
CCEAR	5	32	3.896 172	50	90
ICCEAR	4	5	1.057 816	60	100

注： $N_A$  为约简后条件属性个数。

通过以上分析可得，ICCEAR 算法对地震属性实现了最小约简。通过对不同算法进行比较，ICCEAR 算法比 SAAR 和 ACAR 算法约简后的条件属性个数减少，在达到最优解时迭代次数明显比其他两种算法小，运行时间和 ACAR 算法相差无几，

但比 SAAR 算法的运行时间缩短了大约 32 s，提高了效率；同时 CCEAR 的约简精度为 100%，具有较高的约简精度；地震属性的约简率达到了 60%，减少了数据存储的需求。ICCEAR 与 CCEAR 算法相比，迭代次数、约简时间都大幅降低，约简率和约简精度有所提高，因此可见改进的 CCEAR 算法比未改进的 CCEAR 算法更优。

#### 4 结论

a. 将改进的组合型交叉熵算法应用到地震属性约简问题中，通过对改进的交叉熵优化属性约简算法的介绍、建模和仿真，并与其他启发式算法进行比较分析，得出该算法的可行性与适用性。

b. 改进的组合型交叉熵算法，应用到地震属性

约简时, 去除了一些意义不大的属性和一些意义相近的属性, 优选的属性组合中含有尽可能少的属性; 该算法具有稳定性高、收敛速度快的优势, 为地震属性优选提供了一种新的方法。在以后对地震属性和测井曲线的约简中可以选用 ICCEAR 算法进行约简, 从而为储层参数预测奠定基础。

## 参考文献

- [1] 王开燕, 徐清彦, 张桂芳, 等. 地震属性分析技术综述[J]. 地球物理学进展, 2013, 28(2): 815-823.  
WANG Kaiyan, XU Qingyan, ZHANG Guifang, et al. Summary of seismic attribute analysis[J]. Progress in Geophysics, 2013, 28(2): 815-823.
- [2] 夏大平, 王振, 马俊强. 煤层气与页岩气吸附差异性分析[J]. 煤田地质与勘探, 2015, 43(6): 36-38.  
XIA Daping, WANG Zhen, MA Junqiang. Analyses on the adsorption difference between coalbed methane and shale gas[J]. Coal Geology & Exploration, 2015, 43(6): 36-38.
- [3] 马行陟, 宋岩, 柳少波, 等. 煤储层等温吸附实验过程中参数敏感性分析[J]. 煤田地质与勘探, 2014, 42(6): 34-39.  
MA Xingzhi, SONG Yan, LIU Shaobo, et al. Analysis on parameter sensibility during isothermal adsorption experiment of coal reservoir[J]. Coal Geology & Exploration, 2014, 42(6): 34-39.
- [4] SANG Yanli, LANG Jiye, QIAN Yuhua. Decision-theoretic rough sets under dynamic granulation[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 91(3): 84-92.
- [5] 于洪, 王国胤, 姚一豫. 决策粗糙集理论研究现状与展望[J]. 计算机学报, 2015, 38(8): 1628-1639.  
YU Hong, WANG Guoyin, YAO Yiyu. Current research and future perspectives on decision-theoretic rough set[J]. Chinese Journal of Computer, 2015, 38(8): 1628-1639.
- [6] 梁德翠. 模糊环境下基于决策粗糙集的决策方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.
- [7] HE Yihai, WANG Linbo, HE Zhenzhen. A fuzzy TOPSIS and Rough Set based approach for mechanism analysis of product infant failure[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2016, 47: 25-37.
- [8] ZHU Hongpeng, LI Xiaohong. Research on a new method based on improved ACO algorithm and SVM model for data classification[J]. International Journal of Database Theory and Application, 2016, 9(1): 217-226.
- [9] 周涛, 陆慧玲, 张艳宁. 基于 Rough Set 的高维特征选择混合遗传算法研究[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2015, 51(4): 880-893.  
ZHOU Tao, LU Huiling, ZHANG Yanning. A new hybrid genetic algorithm for high dimension feature selection based on Rough Set[J]. Journal of Nanjing University(Nature Science Edition), 2015, 51(4): 880-893.
- [10] 王景辰, 李孝全, 杨洋, 等. 基于交叉熵的蒙特卡洛法在发电系统充裕度评估中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(20): 75-79.  
WANG Jingchen, LI Xiaoquan, YANG Yang, et al. Application of Monte Carlo simulation based on cross-entropy methods in generating system adequacy evaluation[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(20): 75-79.
- [11] 李永德, 李红伟, 张炳成, 等. 融合粗糙集与神经网络的燃气轮发电机组振动故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(8): 90-94.  
LI Yongde, LI Hongwei, ZHANG Bingcheng, et al. Fault diagnosis of gas turbine generator set by combination of rough sets and neural network[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(8): 90-94.
- [12] 郑晓峰, 王曙. 基于粗糙集与关联规则的道路运输管理信息数据挖掘方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2014, 42(2): 132-138.  
ZHENG Xiaofeng, WANG Shu. Data mining method of road transportation management information[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2014, 42(2): 132-138.
- [13] 王世强, 张登福, 毕笃彦, 等. 基于模糊粗糙集和蜂群算法的属性约简[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(1): 172-178.  
WANG Shiqiang, ZHANG Dengfu, BI Duyan, et al. Attribute reduction method based on fuzzy rough sets and artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2013, 44(1): 172-178.
- [14] 边莉, 车向前, 张少卿. 基于改进交叉熵算法多目标不等间距阵列综合[J]. 上海交通大学学报, 2014, 48(3): 372-376.  
BIAN Li, CHE Xiangqian, ZHANG Shaoqing. Multi-objective unequally-spaced array synthesis based on modified cross entropy algorithm[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2014, 48(3): 372-376.
- [15] AN Siguang, WANG Wei, YANG Shiyu. Vector design optimizations using an improved cross-entropy method[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2015, 51(3): 25-27.
- [16] BERUVIDES G, QUIZA R, HABER R E. Multi-objective optimization based on an improved cross-entropy method: A case study of a micro-scale manufacturing process[J]. Information Sciences, 2016, 334/335: 161-173.
- [17] ABBASI S, EBRAHIMNEJAD S. The cross-entropy method for solving bicriteria network flow problems in discrete-time dynamic networks[J]. Optimization Methods and Software, 2014, 30(3): 405-423.
- [18] 边莉, 边晨源. 基于组合型交叉熵算法的多电源配电网故障定位[J]. 电力科学与技术学报, 2014, 29(3): 86-91.  
BIAN Li, BIAN Chenyuan. Fault location for multi-source distribution network based on combinatory al cross entropy algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2014, 29(3): 86-91.
- [19] 边莉, 边晨源. 组合型交叉熵算法在电网故障诊断中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(10): 41-47.

- 理论再认识[J]. 石油学报, 2014, 35(6): 1113-1129.
- LI Xiangfang, PU Yunchao, SUN Changyu, et al. Recognition of absorption/desorption theory in coalbed methane reservoir and shale gas reservoir[J]. Acta Petrolei Sinica, 2014, 35(6): 1113-1129.
- [6] 伊向艺, 邱小龙, 卢渊, 等. 煤中游离甲烷气含量的模拟试验[J]. 煤田地质与勘探, 2014, 42(1): 28-30.
- YI Xiangyi, QIU Xiaolong, LU Yuan, et al. Experiment of free methane content in coal[J]. Coal Geology & Exploration, 2014, 42(1): 28-30.
- [7] 贾秉义, 晋香兰, 李建武, 等. 低煤级煤储层游离气含量计算—以准噶尔盆地东南缘为例[J]. 煤田地质与勘探, 2015, 43(2): 33-36.
- JIA Bingyi, JIN Xianglan, LI Jianwu, et al. Calculation of free gas content of low rank coal reservoirs: A case study of the southeast margin of Junggar basin[J]. Coal Geology & Exploration, 2015, 43(2): 33-36.
- [8] 张银海, 胡学红, 李长文. 声波参数识别含气砂岩地层实验研究[J]. 测井技术, 2000, 24(3): 194-197.
- ZHANG Yin Hai, HU Xuehong, LI Changwen. Experiments on identification of gas in sandstone formation with acoustic parameters[J]. Well Logging Technology, 2000, 24(3): 194-197.
- [9] 王大兴, 辛可锋, 李幼铭, 等. 地层条件下砂岩含水饱和度对波速及衰减影响的实验研究[J]. 地球物理学报, 2006, 49(3): 908-914.
- WANG Daxing, XIN Kefeng, LI Youming, et al. An experimental study of influence of water saturation on velocity and attenuation in sandstone under stratum conditions[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2006, 49(3): 908-914.
- [10] 董红, 侯俊胜, 李能根, 等. 煤层煤质和含气量的测井评价方法及其应用[J]. 物探与化探, 2001, 25(2): 138-143.
- DONG Hong, HOU Junsheng, LI Nenggen, et al. The logging evaluation method for coal quality and methane[J]. Geophysical & Geochemical Exploration, 2001, 25(2): 138-143.
- [11] 傅雪海, 秦勇, 韦重韬. 煤层气地质学[M]. 徐州: 中国矿业大学出版社, 2007: 56-76.
- [12] 高和群, 韦重韬, 申建, 等. 沁水盆地南部含气饱和度特征及控制因素分析[J]. 煤炭科学技术, 2011, 39(2): 94-97.
- GAO Hequn, WEI Chongtao, SHEN Jian, et al. Gas content saturation features of seams and control factors analysis in southern part of Qinshui basin[J]. Coal Science and Technology, 2011, 39(2): 94-97.
- [13] 杨秀春, 李明宅. 煤层气排采动态参数及其相互关系[J]. 煤田地质与勘探, 2008, 36(2): 19-23.
- YANG Xiuchun, LI Mingzhai. Dynamic parameters of CBM well drainage and relationship among them[J]. Coal Geology & Exploration, 2008, 36(2): 19-23.
- [14] 李国富, 侯泉林. 沁水盆地南部煤层气井排采动态过程与差异性[J]. 煤炭学报, 2012, 37(5): 798-803.
- LI Guofu, HOU Quanlin. Dynamic process and difference of coalbed methane wells production in southern Qinshui basin[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(5): 798-803.
- [15] 王兴隆, 赵益忠, 吴桐. 沁南高煤阶煤层气井排采机理与生产特征[J]. 煤田地质与勘探, 2009, 37(5): 19-22.
- WANG Xinglong, ZHAO Yizhong, WU Tong. Analysis of typical production mechanism and characteristics of coalbed methane wells for high rank coal in south Qinshui basin[J]. Coal Geology & Exploration, 2009, 37(5): 19-22.

(责任编辑 聂爱兰)

## (上接第 135 页)

- BIAN Li, BIAN Chenyuan. Combinatorial cross entropy algorithm for power networks fault diagnosis [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2015, 27(10): 41-47.
- [20] 古发明, 尹成, 丁峰. 应用粗集理论优选地震属性的方法研究[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2007, 29(增刊 2): 1-4.
- GU Faming, YIN Cheng, DING Feng. Applying rough set theory to optimize seismic attributes[J]. Journal of Southwest Petroleum University(Natural Science Edition), 2007, 29(S2): 1-4.
- [21] 姚明海, 王娜, 赵连朋. 改进的模拟退火和遗传算法求解 TSP 问题[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(14): 60-65.
- YAO Minghai, WANG Na, ZHAO Lianpeng. Improved simulated annealing algorithm and genetic algorithm for TSP[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(14): 60-65.
- [22] 张春艳, 刘清林, 孟珂. 基于蚁群优化算法的云计算任务分配[J]. 计算机应用, 2012, 32(5): 1418-1420.
- ZHANG Chunyan, LIU Qinglin, MENG Ke. Task allocation based on ant colony optimization in cloud computing[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(5): 1418-1420.

(责任编辑 聂爱兰)