Vol. 21 No. 1

Jan. 2015

基于模糊非线性回归的煤炭发热量预测研究

王江荣1,赵振学1,罗资琴2,文 晖1

(1.兰州石化职业技术学院 信息处理与控制工程系,甘肃 兰州 730060;2.兰州石化职业技术学院 石油化学工程系,甘肃 兰州 730060)

摘 要:针对经典线性回归模型无法反映变量间的非线性关系,不适宜预测有模糊数的煤炭发热量的问题,提出了一种基于三角模糊数的多元非线性回归的煤炭发热量预测模型。以我国新疆伊犁地区煤炭工业分析为建模数据和模型检验数据,将计算模糊中心值和模糊幅度值的问题转化为约束非线性优化问题,采用 MATLAB 优化工具箱求解。最后对比分析了模糊非线性回归、经典线性回归、BP (Back Propagation)神经网络及支持向量机回归 4 种模型对测试煤样发热量的预测结果。结果表明,模糊非线性回归模型的线性拟合优度值为 0.9997,调整后的非线性拟合优度值为 0.9838,均方误差为 0.4473;测试煤样的平均相对误差为 0.0203,80%的测试煤样模糊隶属度大于 0.5。模糊非线性回归模型具有很高的精确度和可靠性,可用来预测预报煤炭发热量。

关键词:三角模糊数;多元非线性回归;煤炭发热量;模糊非线性

中图分类号:TQ533.4;TD849

文献标志码:A

文章编号:1006-6772(2015)01-0081-05

Prediction research of calorific value of coal based on fuzzy nonlinear regression

WANG Jiangrong¹, ZHAO Zhenxue¹, LUO Ziqin², WEN Hui¹

(1.Department of Information Processing and Control Engineering Lunzhou Petrochemical College of Vocational Technology Lunzhou 730060, China;

2.Department of Petroleum Chemical Engineering Lunzhou Petrochemical College of Vocational Technology Lunzhou 730060, China)

Abstract: In order to cover the shortages of the classical linear regression model, which wasn't able to reflect the nonlinear relationship between variables and forecast the coal calorific value with fuzzy numbers accurately, a kind of multivariate nonlinear regression prediction model of coal calorific based on triangular fuzzy numbers was put forward. The proximate analysis of coal in Yili of Xinjiang was adopted as modeling data and model test data. The calculation of fuzzy center value and fuzzy amplitude value was converted to constrained nonlinear optimization, then the equation was solved with the MATLAB optimization toolbox. The predicting outcomes of calorific value of fuzzy nonlinear regression, traditional linear regression, BP neural network and SVR (support vector regression) were compared. The results showed that, the figure of merit of fuzzy nonlinear regression model was 0.9997, after adjustment, it was 0.9838, the mean square error was 0.4473. The average relative error of coal samples was 0.0203, the fuzzy membership degree of 80% coal samples were above 0.5. Because of the high accuracy and reliability, the fuzzy nonlinear regression model could be used to predict the coal calorific value.

Key words: triangular fuzzy number; multiple nonlinear regression; coal calorific value; fuzzy nonlinear regression

0 引 言

煤炭发热量是煤质研究、煤质评价及煤炭分类的重要指标,也是动力煤或其他用煤计价的重要依据^[1-3]。为充分了解煤炭性质,有效利用煤炭资源,

科学合理地为煤计价,必须及时、准确地预测和检测煤炭发热量。目前的预测预报方法主要是利用工业分析和元素分析指标,建立煤的发热量的线性回归预测模型^[4-8]。此类经验公式可快速估算煤的发热量,但适用范围小,具有一定局限性,若盲目使用,误

收稿日期:2014-11-11;责任编辑:白娅娜 **DOI**:10.13226/j.issn.1006-6772.2015.01.019

基金项目:甘肃省科技厅资助项目(1204GKCA004);甘肃省财政厅专项资金立项资助项目(甘财教[2013]116号)

作者简介: 王 江 栄 (1966—), 男, 甘肃静宁人, 教授, 硕士, 从事智能算法、数值计算和控制理论与应用方面的研究。 E-mail: lzshwjr@ 163.com 引用格式: 王 江 荣, 赵 振 学, 罗 资 琴. 等. 基 于 模 糊 非 线 性 回 归 的 煤 炭 发 热量 預 测 研 究 [J]. 洁 净 煤 技 术, 2015, 21 (1): 81-85.

WANG Jiangrong, ZHAO Zhenxue, LUO Ziqin, et al. Prediction research of calorific value of coal based on fuzzy nonlinear regression [J]. Clean

差较大。煤的发热量是煤中碳、氢、氧、硫等元素的综合反映,与水分、灰分、挥发分、固定碳等因素呈非线性关系,采用线性模型表征非线性关系并不科学^[9]。另外,工业分析指标中水分、灰分、挥发分之间的界线并不明确,存在着一定的模糊性,导致采集到的历史数据往往不尽全面还带有模糊性。为解决带有模糊信息且与影响因素具有非线性关系的煤发热量预测问题,笔者提出了一种模糊非线性预测法,该方法在一定程度上克服了经典线性回归方法的不足,预测结果可以不是一个具体数值,而是相关量的取值范围,有效扩大了相关量的适用范围,避免了因具体数值不准确导致错误判断的缺陷。与其他诸如神经网络^[10]、支持向量机^[11-12]等非线性煤炭发热量预测模型相比,模糊非线性预测法模型结构简单,可操作性强,易于记忆和使用,具有借鉴价值。

1 模型建立

煤的工业分析主要有灰分(A_{ad})、水分(M_{ad})、挥发分(V_{ad})及固定碳(FC_{ad})。固定碳通常是根据水分、灰分、挥发分的测量值计算得到,不是独立变量,所以在建立预测模型时可不予考虑[13]。

1.1 对称三角模糊数

定义 \tilde{a} = $(a-\delta,a,a+\delta)$ 是一个对称三角模糊数, 其隶属函数为

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{a - x}{\delta} \right| & (|a - x| \leq \delta) \\ 0 & (其他) \end{cases}$$
 (1)

式中,a 为对称中心,记 $\tilde{a} = (a,\delta)$; δ 为模糊幅度值 (简称模糊度), $\delta > 0$ 。

设 x_1 、 x_2 、 x_3 和 y 分别表示煤炭的灰分、水分、挥发分和发热量的测量值。用 x_1 、 x_2 、 x_3 预测因变量 y 的模糊多元线性回归方程为

$$y = A_0 + A_1 x_1 + A_2 x_2 + A_3 x_3$$
 (2)
式中, A_0 、 A_1 、 A_2 、 A_3 为对称模糊数,记作 $A_i = (a_i, \delta_i)$
($i = 0, 1, 2, 3$)。拟合值 y 与测量值 y 之间的偏差 ε
是由这种模糊性引起的。

同经典线性回归一样,模糊多元线性回归中的 因变量y为可取任意实数的连续性变量,这里因变量y>0,若作如下变量

$$Y = \ln \tilde{y} = A_0 + A_1 x_1 + A_2 x_2 + A_3 x_3 \tag{3}$$

则式(3)中Y的取值范围为($-\infty$,+ ∞),即将y的取值范围由(0,+ ∞)变为($-\infty$,+ ∞),满足了模糊线性回归模型的要求。

$$\tilde{y} = e^{(A_0 + A_1 x_1 + A_2 x_2 + A_3 x_3)} \tag{4}$$

式(4)为煤炭发热量的模糊非线性回归模型。 该模型的特点是自变量之间呈线性关系,而自变量 与因变量之间是非线性关系。

用已知测量数组估计 $A_i = (a_i, \delta_i)$ (i = 0, 1, 2, 3),用于预测其他煤样的发热量。

1.2 测量值的隶属函数

设有 m 组测量数据,分别为 $(y_k, x_1^k, x_2^k, x_3^k)$, $k = 1, 2, 3, \dots, m$,则 y_k 的隶属度函数[14-15]为

$$\mu(y_{k}) = \begin{cases} 1 - \frac{|y_{k} - e^{a_{0} + \sum_{i=0}^{3} a_{i} x_{i}^{k}}|}{e^{\delta_{0} + \sum_{i=0}^{3} \delta_{i} x_{i}^{k}}} \\ (e^{a_{0} + \sum_{i=0}^{3} a_{i} x_{i}^{k}} - e^{\delta_{0} + \sum_{i=0}^{3} \delta_{i} x_{i}^{k}}) \leqslant y_{k} \leqslant (5) \\ (e^{a_{0} + \sum_{i=0}^{3} a_{i} x_{i}^{k}} + e^{\delta_{0} + \sum_{i=0}^{3} \delta_{i} x_{i}^{k}}) \end{cases}$$

确定 (a_i, δ_i) (i = 0, 1, 2, 3) 的准则是使每个 $\mu(y_k)$ 不小于事先给定的 $h_0(0 < h_0 < 1,$ 在模糊集理论中称" h_0 水平截集",保证不存在隶属度小于 h_0 的 y_k ,这里取 $h_0 = 0.5$),且回归函数的模糊性尽可能小 (A_0, A_1, A_2, A_3) 的模糊度总和达到最小),即将确定模糊中心值 a_i 和模糊度 δ_i 的问题转化为下列约束 优化问题

$$\begin{cases}
\min \delta = \sum_{i=0}^{3} \delta_{i} \\
\mu(\gamma_{k}) \geqslant h_{0}
\end{cases}$$
(6)

1.3 模型的求解

式(5)和式(6)对应的非线性约束问题为

$$\min \delta = \sum_{i=0}^{3} \delta_{i}$$
s.t.
$$\begin{cases} e^{a_{0} + \sum_{i=0}^{3} a_{i} x_{i}^{k}} - (1 - h_{0}) e^{\delta_{0} + \sum_{i=0}^{3} \delta_{i} x_{i}^{k}} \leq y_{k} \\ e^{a_{0} + \sum_{i=0}^{3} a_{i} x_{i}^{k}} + (1 - h_{0}) e^{\delta_{0} + \sum_{i=0}^{3} \delta_{i} x_{i}^{k}} \geq y_{k} \\ \delta_{i} \geq 0 \qquad (i = 0, 1, 2, 3; k = 1, 2, 3, \dots, m) \end{cases}$$

式(7)的解为 a_i , δ_i 。在 $A_i = (a_i, \delta_i)$ 中,如果 $a_i \neq 0$ 且 $\delta_i = 0$,则 A_i 为精确数。

2 模糊非线性回归模型预测煤炭发热量

2.1 数据来源

选用我国新疆伊犁地区具有代表性的 40 种不

同煤样的工业分析数据^[16]作为样本,具体见表 1。 其中前 30 组数据作为建模煤样,后 10 组作为测试 煤样进行建模预测试验。

表 1 伊犁地区煤样工业分析与实测发热量

	· 1/·车丸		TE 71 1/1 -1	大队及派皇
煤样	$A_{\rm ad}/\%$	$M_{\rm ad}/\%$	$V_{\rm ad}/\%$	$Q_{\mathrm{gr,ad}}/(\mathrm{MJ\cdotkg^{-1}})$
1	2. 96	4. 89	36. 34	29. 40
2	3. 92	2. 81	30. 62	28. 72
3	3.78	3. 29	31.62	28. 42
4	4. 06	8. 32	27. 57	26. 84
5	11. 33	5. 96	27. 52	24. 44
6	3.05	3.66	38. 65	30. 67
7	5. 74	7. 53	28. 96	26. 10
8	4. 04	6.40	33.02	28. 18
9	6. 92	10.62	31. 28	25. 13
10	4. 08	5. 61	27. 73	28. 05
11	4. 03	7. 78	28. 15	26. 94
12	7. 28	4. 24	36. 84	27. 37
13	4. 20	2. 28	36. 95	29. 31
14	2. 39	6. 50	39. 09	28. 57
15	7. 91	4. 21	36. 82	27. 82
16	10. 14	7. 01	28. 2	25. 34
17	10. 96	3. 30	36. 34	26. 92
18	2. 71	3. 02	38. 95	30. 04
19	3. 42	4. 24	38. 52	29.19
20	4. 84	4. 53	29. 30	27. 85
21	4. 94	5. 00	30. 04	27. 28
22	5. 31	4. 99	29. 48	27. 01
23	14. 19	4. 28	28. 26	25. 20
24	6.80	7. 10	29. 88	26.77
25	7. 05	7. 62	32. 35	25. 39
26	4. 15	6. 53	38. 04	27. 83
27	6. 88	4. 96	31.48	26. 80
28	6. 27	4. 40	29. 88	27. 79
29	7. 44	2. 46	31. 36	28. 31
30	5. 03	3. 37	38. 83	28. 40
31	6. 32	6. 50	32. 96	26. 15
32	5. 68	5. 92	30. 47	27. 04
33	7. 33	4. 31	30. 32	27. 27
34	4. 92	5. 36	33. 03	26. 75
35	5. 88	4. 72	32. 00	27. 15
36	6. 19	7. 63	31. 76	27. 00
37	6. 42	5. 99	32. 73	25. 65
38	6. 29	6. 00	31. 44	26. 99
39	4. 74	8. 61	27. 06	25. 93
40	11. 08	3. 21	36. 26	26. 19

2.2 模糊中心值及模糊度计算

根据式(7)定义目标函数 Fitness = $\sum_{i=0}^{3} \delta_i$,利用表

1 前 30 个煤样数据和 MATLAB 编写目标函数 Fitness 的计算程序和非线性约束条件(函数名定义为 Nonlinearfunction) 计算程序,将参数向量[a_0 , a_1 , a_2 , a_3 , δ_0 , δ_1 , δ_2 , δ_3]的下限设置为 L=[-10,-10,-10,-10,0,0,0],上限设置为 U=[10,10,10,10,1,1,1,1],参数的初始值取 X_0 =[3.3460 -0.0106 -0.0131 0.0030 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05 0.05

[θ ,fval] = Fmincon('fitness', X_0 ,[],[], [], [], [], L,U, 'Nonlinearfunction') (8) 式中,使目标函数达到最小的一组向量 θ 为参数的最终估计值; fval 为目标函数的最后输出值。计算得到的参数最优估计值为: θ =[3.3725 -0.0141 -0.0147 0.0031 0 0 0 0.0120], 此时的fval=0.012。将参数估计值代入式(4)得到的煤炭发热量的模糊非线性回归模型为

$$\tilde{y} = e^{3.3725 - 0.0141x_1 - 0.0147x_2 + (0.0031, 0.0120)x_3}$$
 (9)

由式(9)可知,在影响煤炭发热量的工业分析中只有挥发分有较强的模糊性。因此,模型的拟合值或预测值与实际测量值的偏差主要由挥发分的模糊性引起。另外,用模糊中心值为模型系数对建模煤样发热量进行拟合,得到模型线性拟合优度值为 $R^2 = 0.9997$,调整后的非线性拟合优度值 $R^2 = 0.9838$,模型的均方误差 mes = 0.4473。因此模型(9)具有很高的精确度和可靠性,可用来预测预报煤炭发热量。

2.3 模型测试

将测试煤样(煤样 $31 \sim 40$)的 3 个指标(A_{ad} 、 M_{ad} 、 V_{ad})代入式(9),得到煤炭发热量的模糊中心预测值和模糊度预测值,结果见表 2。

2.4 不同模型对比

分别用经典线性回归、BP(Back Propagation)神经网络及支持向量机回归对表1中测试煤样(煤样31~40)的发热量进行预测,结果见表3。

由表 3 可知,4 种模型均取得了理想的预测效果(本文模型的预测结果取中心值)。经典线性回归模型的预测效果很好,但不宜推广,主要是由于煤的发热量与水分、灰分、挥发分、固定碳等因素呈非线性关系,影响因素及统计数据存在一定模糊性。模糊非线性回归模型、BP 神经网络及支持向量机均为非线性模型。支持向量机和 BP 神经网络模型具

有极强的非线性处理能力,但结构复杂,对样本质量要求较高。模糊非线性回归模型结构简单,便于使用和记忆,且自变量之间是线性关系,而这种线性关系与因变量之间又是非线性关系。模糊非线性回归模型的预测结果是一个区间,即存在一个最悲观的下限值和一个最乐观的上限值,可避免因具体预测

值不准确所导致的错误判断,提高了预测的可靠性。 隶属度则反映了预测值接近实际值的程度。由表 2 可知,80%的预测结果达到了理想程度(隶属度 μ $(y_k)>0.5$)。其他 3 种模型预测结果均在对应区间 $(\tilde{a}_i-\tilde{\delta}_i,\tilde{a}_i+\tilde{\delta}_i)$ 内。

煤样	发热量测量值/	拟合				()	
	(MJ · kg ⁻¹)	中心值 \tilde{a}_i	模糊度 $\tilde{\delta}_i$	下限 $(\tilde{a}_i$ - $\tilde{\delta}_i)$	上限 $(\tilde{a}_i$ + $\tilde{\delta}_i)$	$\mu(y_k)$	相对误差的绝对值
31	26. 15	26. 8845	1. 4852	25. 3993	28. 3697	0. 5055	0. 0281
32	27. 04	27. 1468	1. 4414	25. 7054	28. 5882	0. 9259	0. 0039
33	27. 27	27. 1447	1. 4388	25. 7059	28. 5835	0. 9129	0. 0046
34	26. 75	27. 8879	1. 4864	26. 4015	29. 3743	0. 2345	0. 0425
35	27. 15	27. 6836	1. 4681	26. 2155	29. 1517	0. 6365	0. 0197
36	27. 00	26. 3916	1. 4639	24. 9277	27. 8555	0. 5844	0. 0225
37	25. 65	27. 0288	1. 4811	25. 5477	28. 5099	0.0691	0. 0538
38	26. 99	26. 9651	1. 4583	25. 5068	28. 4234	0. 9829	0.0009
39	25. 93	26. 1629	1. 3836	24. 7793	27. 5465	0. 8317	0.0090
40	26. 19	26. 6601	1. 5451	25. 1150	28. 2052	0. 6957	0. 0179

注:相对误差是中心值相对测量值的误差; \tilde{a}_i 是式(4)中以模糊系数的中心值 a_i (i=0,1,2,3)为模型系数求得的测试煤样的中心预测值; $\tilde{\delta}_i$ 是式(4)中以模糊度 δ_i (i=0,1,2,3)为模型系数求得预测样本的模糊度

发热量预测值 $/(MJ \cdot kg^{-1})$ 发热量测量值/ 煤样 (MJ · kg⁻¹) 模糊非线性回归 经典线性回归 BP 神经网络 支持向量机 26. 8845 26. 15 31 26, 9174 26, 3194 26, 7761 27. 1468 32 27.04 27. 1571 26.3376 27.0923 33 27.27 27. 1447 27. 1919 27.7594 27. 1449 27, 8879 27.6702 26.75 27.8316 27.8479 34 35 27.15 27.6836 27.6647 27.3813 27.5356 36 27.00 26. 3916 26.4388 25.4820 26.3601 26. 4890 27.0580 37 25.65 27.0288 26.9227 26.9960 38 26.99 26.9651 26. 2336 26.9017 39 25.93 26. 1629 26. 1886 24.9101 26.4853 40 26. 19 26, 6601 26, 8020 27.5152 26, 8836 平均相对误差 0.0203 0.0205 0.0307 0.0204

表 3 不同模型对测试煤样发热量的预测结果

3 结 语

准确预测煤炭发热量对煤质研究和煤炭经济具有重要意义。研究表明煤的发热量与影响因素之间存在模糊非线性关系。基于此,建立了一种基于对称三角模糊数的非线性煤炭发热量预测模型,该模型的优点是可避免少数指标变化较大或统计不准确带来的影响。突出特点是预测结果不是一个准确

值,而是一个区间,给出了预测结果的合理范围,提高了预测的可靠性。对模型参数的估计采用了MATLAB工具箱提供的求解非线性约束优化问题的函数 Fmincon,该函数功能强大,运算速度快(远快于遗传算法等方法),稳定性好,不容易陷于局部极小范围,计算结果准确。煤的挥发分对煤的发热量具有较强的模糊性,预测误差主要由这种模糊性引起。模糊非线性回归模型是一种简单直观、容易记

忆、预测能力强的模糊非线性初等预测模型,在一定程度上克服了神经网络、支持向量机等模型复杂不易掌握等缺点,也克服了传统线性回归在解决非线性问题上的缺点,为煤炭发热量的预报预测提供了新思路和新方法。

参考文献:

- [1] 刘晓国,赵志根,黄文辉.汝箕沟煤矿煤发热量的回归分析研究 [J].洁净煤技术,2011,17(2):51-53.
- [2] 陈晓华, 邵金元. 利用 EXCEL 进行煤发热量的快速回归分析 [J]. 煤炭工程, 2007, 39(7): 80-82.
- [3] 赵桂宇.开滦矿区动力煤发热量回归方程的推导及应用[J].商 场现代化,2010(12):12.
- [4] 陈开玲,郝 俊.基于多元线性回归的洗混煤低位发热量数学模型研究[J].选煤技术,2014(3):1-3.
- [5] 邵金元.无烟煤发热量与水分、灰分、挥发分的回归分析[J].煤炭工程,2012,44(10):125-126.
- [6] 吴春灵,赵凯利,王少华.基于 Eviews 的神华煤直接液化用煤 发热量的回归分析研究[J].内蒙古石油化工,2014(5):8-9.
- [7] 段莉莉.矿区商品煤发热量回归方程的推导及应用[J].煤质技

(上接第80页)

- 2) 从煤和半焦的煤质分析数据来看,热解后煤质得到了提升,但半焦的燃烧特性仍接近于原煤。 焦油中芳烃含量较高,轻质组分以苯酚、甲酚和乙酚为主。气体成分主要为 CH₄、CO、CO₂等。
- 3)根据对热解产物的分析,对五彩湾煤的热解多联产工艺路线进行了分析。由于焦油中芳烃含量较高,适合于先提取化学品,然后加氢处理得到优质燃料。

致谢:感谢澳大利亚科廷大学李春柱教授和 Daniel Mourant 博士等对本文研究工作的指导帮助。

参考文献:

- [1] 马凤云,郭 靖,玛·伊·拜克诺夫,等.高惰质组分五彩湾煤 直接液化性能研究[J].煤炭转化,2010,33(2):22-26.
- [2] 梁 鹏,曲 旋,王志峰,等.对 CFB 燃烧/煤热解多联产工艺过程的开发[J].热能动力工程,2010,25(3);276-282.
- [3] 徐晓光,赵 毅.褐煤提质技术的应用现状及前景[J].热力发电,2012,41(5):1-3,11.
- [4] 李现勇,任相坤.关于煤液化多联产系统发展的思考[J].煤炭科学技术,2004,33(9):4-11.
- [5] 刘耀鑫,李润东,杨天华,等.煤热解燃烧多联产方案试验研究 [J].热力发电,2008,37(5):1-5.
- [6] 李文英,冯 杰,谢克昌.煤基多联产系统技术及工艺过程分析 [M].北京:化学工业出版社,2011:127-169.
- [7] Sathe C, Hayashi J I, Li C Z, et al. Release of alkali and alkaline

- 术,2008(2):14-15,19.
- [8] 孙晓华,高亚平,卢安民.田庄选煤厂洗混煤发热量回归分析与应用[J].煤炭加工与综合利用,2010(3);30-31.
- [9] 周翠红,路迈西.线性回归与人工神经网络预测煤炭发热量 [J].煤炭科学技术,2009,37(12):117-120.
- [10] 郑 忠,宋万利.基于主成分分析的中煤发热量的检测研究 [J].煤炭技术,2014,33(6);218-220.
- [11] 王建军,王世营,雷 萌.粒子群优化算法在煤炭发热量预测中的应用[J].工矿自动化,2012(5):50-53.
- [12] 廖 爽.新疆伊犁地区煤发热量计算模型研究[D].乌鲁木 齐:新疆大学,2012:8-16.
- [13] 王晓红,吴德会.一种燃煤发热量的综合预测方法[J].煤炭科学技术,2006,34(6):16-18.
- [14] 刘合香.模糊数学理论及其应用[M].北京:科学出版社, 2012·130-131.
- [15] 王江荣.基于遗传算法模糊多元线性回归分析的瓦斯涌出量 预测模型[J].工矿自动化,2013,39(12):34-37.
- [16] 廖 爽,叶 枫,武 英.基于 MATLAB 的逐步回归法计算新 驅伊犁地区煤的发热量[J].煤质技术,2011(7):1-5.
- [17] 王正林,龚 纯,何 倩.精通 MATLAB 科学计算[M].北京: 电子工业出版社,2007:422-423.
 - earth metallic species during rapid pyrolysis of a victorian brown coal at elevated pressures [J]. Fuel, 2003, 82(12):1491-1497
- [8] Su W, Fang M, Cen J, et al. Research on coal pyrolysis for polygeneration technology [C]//International conference on digital manufacturing and automation. Changsha: IEEE Xplore Digital Library, 2010;191-197.
- [9] Garcia-perez M, Wang X S, Shen J, et al. Fast pyrolysis of oil Mallee woody biomass; effect of temperature on the yield and quality of pyrolysis products [J]. Industrial and Engineering Chemistry Research, 2008, 47(6):1864-1854.
- [10] Lievens C, Mourant D, He M, et al. An FT-IR spectroscopic study of carbonyl functionalities in bio-oils [J]. Fuel, 2011, 90: 3417-3423
- [11] 桂文君,马祥林,石辉文.气相色谱-质谱法分析酚焦油的主要组分[J].洁净煤技术,2010,16(1):103-105.
- [12] 李香兰,崔新涛,张永发.GC-MS 在内蒙褐煤型煤块低温煤焦油成分分析中的应用[J].分析仪器,2012(3):17-24.
- [13] Li C Z, Wu F, Cai H Y, et al. UV-fluorescence spectroscopy of coal pyrolysis tars [J]. Energy and Fuels, 1994, 8 (5): 1039 – 1048.
- [14] 冯志华,聂百胜,常丽萍.煤的快速热解影响氮氧化物前驱物的生成分析[J].煤炭科学技术,2005,33(9):42-45.
- [15] 范红宇,曹欣玉,李 宁,等.煤中不同形态硫分在高温下的析 出特性研究[J].热力发电,2004,33(9):33-36,39.
- [16] 熊道陵,陈玉娟,欧阳接胜,等.煤焦油深加工技术研究进展 [J].洁净煤技术,2012,18(6):57-83.
- [17] 张军民,刘 弓.低温煤焦油的综合利用[J].煤炭转化,2010,33(3):92-96.