

文章编号: 0254-0096(2003)04-0523-04

# 固体废弃物热解产物的参数群 神经网络预测模型

高宁博, 李爱民

(沈阳航空工业学院, 沈阳 110034)

**摘 要:** 运用因次分析、相似准则和 BP 神经网络理论建立了固体废弃物热解的参数群预测模型。以不同实验工况下的固体废弃物的实验数据对神经网络进行了训练, 通过仿真模拟得到了较好的预测效果。参数群可以很好的反映物料特性、运行特性和热解装置特性对热解产物的影响, 本文提出的参数群神经网络模型对固体废弃物热解产物的预测是有效的, 随着热解试验装置和取样分析仪器的改进和提高, 采用更多的和更高精度的实验数据对网络训练时, 将会使网络的预测能力大幅提高。

**关键词:** 固体废弃物; 热解; 参数群; 神经网络

中图分类号: TK6

文献标识码: A

## 0 引 言

对固体废弃物热解产物产率及其有关特性的预测是热解工艺选择、设计和运行工况调整的重要依据。对热解产物产率及性质的正确预测将直接关系到热解工艺的经济性和操作性能, 因此, 建立垃圾热解产物产率及有关特性的预测模型是十分重要的。

固体废弃物的热解过程是一个十分复杂的化学反应过程, 包含大分子的键断裂、异构化和小分子的聚合等反应。由于影响热解过程的因素很多, 各因素对产物产率的作用也非常复杂, 至今, 人们仍无法对热解过程所发生的化学反应进行精确的描述<sup>[1-7]</sup>。特别是对城市固体废弃物而言, 其组分成分十分复杂, 各成分的物理、化学性质相差较大, 是典型的高度非均质混合物, 对其热解过程的精确描述几乎是不可能的。除了物料的化学性质和物理性质对热解产物产率及性质影响较大外, 物料的温升特性也是影响热解过程的重要因素, 由于垃圾的粒度较大, 形状也很不规则, 在升温过程中垃圾颗粒内部存在着较大的温度梯度, 物料在热解炉内的填实度、加热方式等因素又都是影响升温特性的重要因素<sup>[1-7]</sup>。因此, 这些因素对热解产物产率的影响是

很复杂的, 有时连微分方程式本身都无法确立<sup>[8]</sup>。因次理论无须建立准确的微分方程式, 只要预先知道控制某现象的诸物理参数是完整的, 就可以把控制该现象的相似准则作为神经网络的输入层, 从而为模型的建立提供依据<sup>[8,9]</sup>, 通过相似准则的推导可以建立起物理参数(如热解气体析出率、产气率等)和模型内部参数(如温度、时间、活化能等)相互关联、影响的一系列参数群, 通过对参数群的研究可以建立适当的热解模型以实现热解产物物理参数的预测。当然, 要完成模型的建立还需要大量的实验数据。本文尝试用 BP 网络对固体废弃物热解产物参数群进行“训练”“学习”, 从而建立固体废弃物热解产物特性的预测公式。随着热解实验的进一步进行, 会得到越来越多的样本数据, 可以对新样本进行学习, 不断修正模型, 提高模型可靠性及推广能力<sup>[10]</sup>。

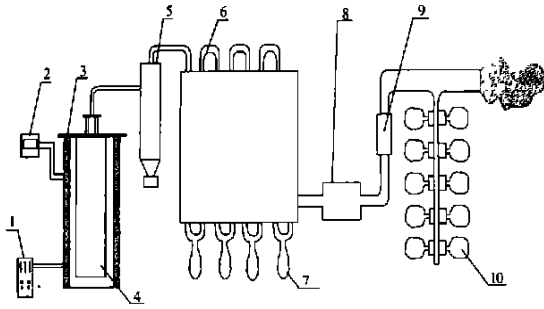
## 1 固体废弃物热解试验装置

如图 1 所示, 试验采用的是固定床式热解炉, 热解形式为外热式, 物料从热解炉顶部装入。热解产生的气体首先经过旋风式分离器, 然后进入冷凝器冷却, 冷凝器底部有回收焦油装置。经过冷却后的热解气体再经过过滤器净化, 净化后的气体通过煤

收稿日期: 2002-04-20

基金项目: 中国博士后科学基金资助项目(中博基[2000]23号);  
辽宁省自然科学基金资助项目(01101014); 沈阳市科  
学技术计划项目(SK0105)

气表进入采样装置进行气体采样, 剩余尾气燃烧后排入大气。



1—配电盘 2—温度控制器 3 加热元件 4—固定床热解炉  
5—旋风分离器 6—冷凝器 7—焦油收集瓶 8—过滤器  
9—累计气体流量计 10—采气装置

图 1 热解试验台系统图

Fig. 1 Schematic of Experimental apparatus

## 2 固体废弃物在外热式固定床热解炉中热解微分方程的建立

为分析问题简便, 本研究采用图 2 所采用的热解炉模型, 热解炉为圆柱形炉体, 热量从径向由炉外传入炉内, 假设轴向的温度梯度很小可以忽略, 热解反应为一级反应, 热解产生的气体向上排出如图 2 所示。以图中阴影所示部分为微元体, 建立物料平衡方程和能量<sup>[11]</sup> (主要是热量)平衡方程:

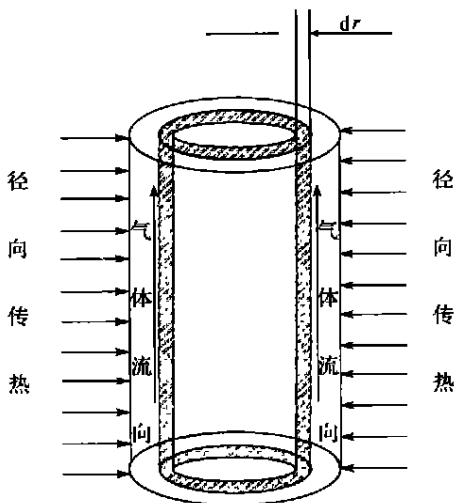


图 2 热解炉传热传质模型

Fig. 2 The pyrolysis kiln model of transmitting heat and material

速率, 得:

$$A2\pi rh(1 - \epsilon_b)\rho_B(t)\exp\left(-\frac{E}{RT(t)}\right)dr = 2\pi rh(1 - \epsilon_b) \cdot dr \frac{\partial \rho_B(t)}{\partial t} \quad (1)$$

②能量平衡: 进微元量 + 反应量 + 物料升温需热量 = 出微元量, 得:

$$2\pi(r + dr)h \cdot K_{er} \Big|_{r=r+dr} \cdot \frac{\partial T(t)}{\partial r} \Big|_{r=r+dr} + 2\pi rh dr \frac{\partial \rho_B(t)}{\partial t} \cdot (-\Delta H) + 2\pi rh dr \cdot c_p \rho_B(t) \frac{\partial T(t)}{\partial t} = 2\pi rh K_{er} \Big|_{r=r} \cdot \frac{dT(t)}{dr} \Big|_{r=r} \quad (2)$$

其中:  $C_p$ ——比热容;  $K_{er}$ ——径向导热系数;  $T$ ——反应温度;  $t$ ——反应时间;  $\rho_B$ ——固体密度;  $\Delta H$ ——反应放热;  $r$ ——反应器半径;  $h$ ——反应器高度;  $E$ ——活化能;  $A$ ——频率因子;  $\epsilon_b$ ——空隙率;

③径向导热系数的计算:

由于气体向上排出, 对流换热热量微小, 故忽略对流换热引起的热量传递。

$$K_{er} = (K_{er}^0)_{\text{导热}} + (K_{er}^0)_{\text{辐射}} \quad (3)$$

其中:  $(K_{er}^0)_{\text{导热}} = K_e^0 + 0.1(Pr)(Re) \cdot K_F$ ;

$$(K_{er}^0)_{\text{辐射-导热}} = 0.707 N_{ur}^{0.96} \left(\frac{K_s}{K_F}\right)^{1.11}$$

$$N_{ur} = \frac{h_r \cdot D_p}{K_s}, h_r = 4\sigma P T^3; \text{故, } N_{ur} = \frac{4\sigma P T^3 \cdot D_p}{K_s};$$

综上:

$$K_{er} = K_e^0 + 0.1(Pr)(Re) \cdot K_F + 0.707 \cdot \left(\frac{4\sigma P T^3 D_p}{K_s}\right)^{0.96} \left(\frac{K_s}{K_F}\right)^{1.11} \quad (4)$$

其中:  $K_e^0$ ——气体滞止时床层有效导热系数;  $Pr$ ——普朗特数;  $Re$ ——雷诺数;  $K_F$ ——气体导热系数;  $K_s$ ——固体导热系数;  $h_r$ ——辐射给热系数;  $D_p$ ——颗粒直径;  $\sigma$ ——司蒂芬-波尔兹曼常数  $5.67 \times 10^{-8} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$ ;  $P$ ——灰体表面辐射能力;  $T$ ——温度。

## 3 热解微分方程无因次化

①物料平衡: 微元体产气率 = 微元体固体减少

①物料平衡方程的无因次化

由物料平衡方程可得:

$$\rho_B = f(r, h, t, A, E, T) \quad (5)$$

上式中共有 7 个物理量, 它们的量纲均由 4 个基本量纲—时间的量纲  $T$ 、长度的量纲  $L$ 、质量的量纲  $M$  及温度的量纲  $\Theta$  组成, 故可以组成 3 个无量纲量。取  $A, r, T, \rho_B$  为基本物理量。根据量纲和谐原理求出无量纲参数群:

$$\pi_1 = \frac{h}{r}; \pi_2 = t \cdot A; \pi_3 = \frac{E}{r^2 \cdot A^2};$$

②能量平衡方程的无因次化:

由能量平衡方程可得:

$$K_{er} = f(r, h, t, \rho_B, T, \Delta H, c_p) \quad (6)$$

能量平衡方程共有 8 个物理量, 它们的量纲均由 4 个基本量纲—时间的量纲  $T$ 、长度的量纲  $L$ 、质量的量纲  $M$  及温度的量纲  $\Theta$  组成, 故可以组成 4 个无量纲量。取  $r, T, t, \rho_B$  为基本物理量。经过因次分析可得:

$$\pi_1 = \frac{K_{er} \cdot T \cdot t^3}{r^4 \cdot \rho_B}; \pi_2 = \frac{h}{r};$$

$$\pi_3 = \frac{\Delta H \cdot t^2}{r^2}; \pi_4 = \frac{c_p \cdot T \cdot t^2}{r^2}$$

由物料平衡和能量平衡方程共得出 7 个无因次量的参数群, 但其中无量纲参数  $\frac{h}{r}$  重复, 因此共得到 6 个无因次量的参数群:

$$\pi_1 = \frac{h}{r}; \pi_2 = t \cdot A; \pi_3 = \frac{E}{r^2 \cdot A^2};$$

$$\pi_4 = \frac{K_{er} \cdot T \cdot t^3}{r^4 \cdot \rho_B}; \pi_5 = \frac{c_p \cdot T \cdot t^2}{r^2}; \pi_6 = \frac{\Delta H \cdot t^2}{r^2}$$

(7)

由此可以得到热解特性预测模型:  $\phi = \phi(\pi_1, \pi_2, \pi_3, \pi_4, \pi_5, \pi_6)$ ,  $\phi$  为预测量, 图 3 给出了 3 层固体废弃物热解产物参数群预测模型。输入信息为六个参数群  $\pi_i (i = 1, 2, \dots, 6)$ , 其从输入层经隐含层传向输出层。如果输出层不能满足预期误差, 或达不到期望输出, 则输入反向传播, 将误差信号沿原通路返回, 通过学习来修改各层神经元的权值, 如此反复, 直至误差满足要求。

## 4 热解产物的预测

用实验数据分别对热解气体析出率、热解焦油的产率和热值进行训练学习, 为了验证模型的有效

性, 利用训练后的网络对热解气体析出率、热解焦油的产率和热值进行预测, 预测与实测结果的对比分别如图 4 ( $v/v_{\max}$  为热解过程中气体析出率)、图 5 ( $\chi_{Tar}$  为热解过程中任一工况下焦油的析出率) 和图 6 ( $q/q_{\max}$  为热解过程中固体废弃物热解产物的热值比) 所示。热解气体析出率模型的学习误差为 5.6%, 预测误差为 8.5%; 热解焦油产率模型的学习误差为 3.8%, 预测误差为 4.9%。焦油热值模型的学习误差为 6.0%, 预测误差为 12.3%。

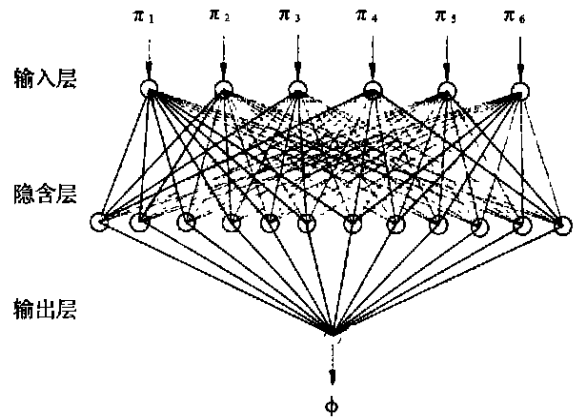


图 3 神经网络结构图

Fig. 3 The structure of BP neural net

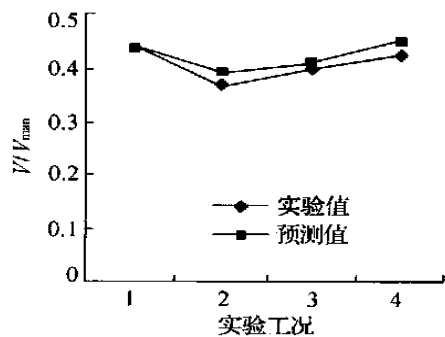


图 4 热解气体析出率模型预测效果

Fig. 4 Forecast gas produce rate effect during pyrolysis

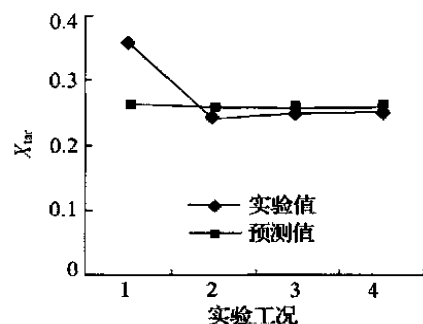


图 5 热解焦油产率析出率模型预测效果

Fig. 5 Forecast oil produce rate effect during pyrolysis

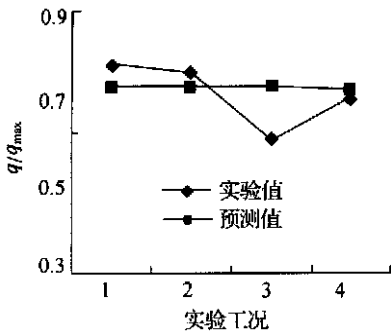


图 6 热解焦油热值模型预测效果

Fig. 6 Forecast oil heat value effect during pyrolysis

## 5 结论

采用相似理论和因次分析方法建立的固体废弃物热解产物的神经网络预测模型,在全面考虑热解过程中物料特性、运行特性和热解装置特性对热解产物的影响的同时,使热解模型建立的复杂程度大大降低,模型的学习误差和预测误差均较小。

本文首次采用相似理论和因次分析建立固体废弃物热解的预测模型,应用 BP 神经网络方法对热解特性参量进行了预测,为建立固体废弃物热解模型进行了积极的探索。虽然,本文用于神经网络学习训练的实验数据还不够丰富、实验设备还较单一,但是随着热解试验的不断开展,热解装置的多样化,采用更多的精度更高的实验数据对网络训练时,将会使模型的预测能力和通用性大幅提高。

## [参考文献]

- [ 1 ] 李爱民. 城市固体废弃物在回转窑内运动学特性及热解特性的研究[ D], 浙江: 浙江大学, 1999.
- [ 2 ] 李爱民, 李晓东, 李水清, 等. 回转窑热解城市垃圾制造中热值燃气的试验[ J]. 化工学报, 1999, 50( 1): 101—107.
- [ 3 ] Sorum L, Gronli M G, Hustad J E. Pyrolysis characteristics and kinetics of municipal solid waste[ J]. Fuel, 2001, 80: 1217—1227.
- [ 4 ] Miranda R, Yang Y, Roy C, et al. Vacuum pyrolysis of commingled plastics containing PVC. I. Kinetic study[ J]. Polymer Degradation and Stability, 2001, 72: 469—491.
- [ 5 ] Lupascu T, Dranca I, Popa V T, et al. Application of thermal analysis to the study of some waste agricultural products for the preparation of active carbons[ J]. Journal of Thermal Analysis and Calorimetry, 2001, 63: 855—863.
- [ 6 ] Gonzalez J F, Encinar J M, Canito J L, et al. Pyrolysis of automobile tyre waste. Influence of operating variables and kinetics study[ J]. Journal of Analytical and Applied Pyrolysis, 2001, 58—59: 667—683.
- [ 7 ] Shie Je- Lueng, Chang Ching- Yuan, Lin, Jyh- Ping, et al. Resources recovery of oil sludge by pyrolysis: Kinetics study[ J]. Journal of Chemical Technology and Biotechnology, 2000, 75: 443—450.
- [ 8 ] 李爱民. 固体废弃物焚烧及热解的基础研究[ D], 博士后研究报告; 东北大学, 2001.
- [ 9 ] 程曙霞. 工程试验理论简明教程[ M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2000 年修订版.
- [ 10 ] 闻 新, 周 露, 王丹力, 等. Matlab 神经网络应用设计[ M]. 科学出版社, 2000.
- [ 11 ] 袁渭康, 朱开宏. 化学反应工程分析[ M]. 上海: 华东理工大学出版社, 1995 年第一版.

## PARAMETER GROUP OF NEURAL NETWORK ANTICIPATING MODEL OF SOLID WASTE PYROLYSIS

Gao Ningbo, Li Aimin

(Shenyang Institute of Aeronautical Engineering, Shenyang 110034, China)

**Abstract:** The parameter group anticipating model of waste pyrolysis was established. The neural network was trained by the experiments of solid waste pyrolysis with various experimental conditions. Good training results was obtained through simulation of pyrolysis process. Pyrolysis characteristic was given by neural network reflecting the real process of solid waste pyrolysis. The anticipating result was shown that the pyrolysis characteristics of solid waste have been associated with the parameter group.

**Keywords:** solid waste; pyrolysis; parameter group; neural network

联系人 E-mail: ningbogao@sohu.com