

研究论文

# 多传感器数据融合在气固流化床 流型识别中的应用

王晓萍<sup>1</sup> 林 萍<sup>2</sup> 黄轶伦<sup>2</sup> 陈伯川<sup>3</sup>

(浙江大学光电系<sup>1</sup>、仪器系<sup>2</sup>、化学工程与生物工程学系<sup>3</sup>, 浙江 杭州 310027)

**摘 要** 在模糊集理论的基础上给出了多传感器信息融合的一般化办法, 并将这种办法用于气固流化床流型的识别中. 以压差、压力信号的算法复杂性  $C(n)$ 、涨落复杂性  $Cf$  作为特征参数, 根据特征参数建立了单个传感器判别流型的隶属度函数. 对多个传感器的识别结果进行数据融合, 最后得到了多传感器对不同流型的识别结果. 实验结果表明, 应用多参数、多传感器数据融合能得到较好的识别结果.

**关键词** 复杂性 模糊理论 多传感器融合 流型 隶属度函数

中图分类号 TQ 051.1

文献标识码 A

文章编号 0438-1157 (2004) 08-1268-06

## MULTI-SENSOR DATA FUSION IN IDENTIFYING DIFFERENT FLOW REGIMES IN GAS-SOLID FLUIDIZED BED

WANG Xiaoping<sup>1</sup>, LIN Ping<sup>2</sup>, HUANG Yilun<sup>2</sup> and CHEN Bochuan<sup>3</sup>

(<sup>1</sup>Department of Optical Engineering, <sup>2</sup>Department of Instrument,

<sup>3</sup>Department of Chemical and Biochemical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, Zhejiang, China)

**Abstract** Flow regime identification of gas-solid fluidized bed has been a difficult problem in fluidized field. Up to now, it is almost impossible to recognize all the flow regimes with a single sensor or parameter because of the inner complexity of the pressure signal of gas-solid phase system and the existence of transition. A new regime-division method is proposed in this paper. Fuzzy language "membership" is used to describe the degree of transition. Algorithmic complexity  $C(n)$  and fluctuation complexity  $Cf$  of the pressure signal of a separate sensor are used as nonlinear characteristic parameters to indicate the flow regimes. Simplified models of  $C(n)$  and  $Cf$  to identify the flow regimes are established according to observation and statistics of experiments. Membership functions are given to indicate the flow regimes according to the simplified models. Data fusion at the feature level is carried out through fuzzy transformation and the identification result of a separate sensor is obtained. Data fusion at the decision level is carried out in the same way and the initial identification results are input into the decision center as local decisions. Finally the identification result of multi-parameters and multi-sensors is obtained. The experimental results show that multi-sensor data fusion can well identify the fluidized states.

**Keywords** complexity, fuzzy theory, multi-sensor data fusion, fluidized regime, membership function

2003-07-01 收到初稿, 2003-09-27 收到修改稿.

联系人及第一作者: 王晓萍, 女, 42岁, 副教授.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 60075003).

Received date: 2003-07-01.

Corresponding author: WANG Xiaoping, associate professor.

E-mail: xpwang@zjuem.zju.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 60075003).

# 引言

气固流化床的流型识别是流态化研究的重要课题。以往的研究表明，压力脉动信号具有明显的非线性特性，混沌特征参数、分形特征参数、复杂性参数等非线性参数和流型变化有着密切的对应关系<sup>[1~3]</sup>。

多传感器数据融合技术是近代发展起来的一种新型测量技术。它是以多个易测过程信息为基础，构造软测量模型，通过各种现代非线性信息处理手段和多传感器信息融合技术框架对多信息源信号进行处理和智能化合成，以得到比单信息源更完全更准确的估计和判别<sup>[4]</sup>。这里的“传感器”是一个更为广泛的定义，既可以是物理意义上的传感器，也可以是对物理传感器输出信号的某种处理方法。

由于气固两相系统的复杂性，仅仅用一种参数或是数学模型来指示流型几乎是不可能的，必须从多个参数、多个传感器着手<sup>[5]</sup>。而对于相邻的流化状态，它们之间的过渡状态是不确定的，用模糊语言描述更加准确、合乎人的思维逻辑。

本文尝试在复杂性理论和模糊理论的基础上，以压力（差）脉动信号的算法复杂性和涨落复杂性作为判别流型的特征参数，将这两个参数进行特征层的融合，并对多个传感器的判断结果进行决策层的融合，得到了比单个传感器更加准确的判断结果。

## 1 模糊理论在数据融合中的应用

在应用于多传感器信息融合时，将  $A$  看做系统可能的决策集合， $B$  看做观测系统的传感器的集合。假设有  $m$  个传感器对系统进行观测，而系统的可能决策有  $n$  个，则

$$A = \{y_1/\text{决策 } 1, y_2/\text{决策 } 2, \dots, y_n/\text{决策 } n\}$$

$$B = \{x_1/\text{传感器 } 1, x_2/\text{传感器 } 2, \dots, x_m/\text{传感器 } m\}$$

$A$  与  $B$  上的模糊关系定义为笛卡儿积的一个模糊子集  $R_{A \times B}$ ，若用隶属函数来表示模糊子集，模糊关系可用以下矩阵表示

$$R_{A \times B} = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \dots & \mu_{1n} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \dots & \mu_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{m1} & \mu_{m2} & \dots & \mu_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中  $\mu_{ij}$  表示二元组  $(a, b)$  隶属于该模糊关系的隶属度，满足  $0 \leq \mu_{ij} \leq 1$ 。

传感器对各可能决策的判断用定义在  $A$  上的

隶属度函数表示，则传感器  $i$  对系统的判断结果是  $\{\mu_{i1}/\text{决策 } 1, \mu_{i2}/\text{决策 } 2, \dots, \mu_{in}/\text{决策 } n\}$  ( $0 \leq \mu_{ij} \leq 1$ )

设  $m$  个传感器构成的  $A \times B$  的关系矩阵为  $R_{A \times B}$ ，将各传感器判断的可信用  $B$  上的隶属度表示为

$$X = \{x_1/\text{传感器 } 1, x_2/\text{传感器 } 2, \dots, x_m/\text{传感器 } m\}$$

那么，经过模糊变换

$$Y = X \cdot R_{A \times B}$$

就可以得出综合判断后各决策的可能性

$$Y = \{y_1/\text{决策 } 1 \text{ 的可能}, y_2/\text{决策 } 2 \text{ 的可能}, \dots, y_m/\text{决策 } m \text{ 的可能}\}$$

其中

$$y_i = \sum_{k=1}^m \mu_{ki} \cdot x_k \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

它在具体特征层数据融合时的物理意义是：第  $k$  个特征参数 ( $k = 1, 2, \dots, m$ ) 对第  $i$  个决策 ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 的隶属度  $x_k$  与该特征参数对决策  $i$  的支持程度  $\mu_{ki}$  之积的和作为第  $i$  项决策总的可信度。且

$$\sum_{k=1}^m \mu_{ki} = 1$$

## 2 数据融合模型的建立<sup>[6]</sup>

通过分析现有的流型识别方法，作者认为数据融合技术在流型识别中的应用大多集中在特征层和决策层。在应用于特征层时，融合算法的输入反映的是流型的多个特征；应用于决策层时，融合算法的输入是来自局部分类器的判决信息。本文中特征层和决策层的融合模型见图 1、图 2，其中  $f_{ij}$ 、 $\mu_{ij}$  分别表示特征参数  $i$  和传感器  $i$  判断出的对状态  $j$  的隶属度。

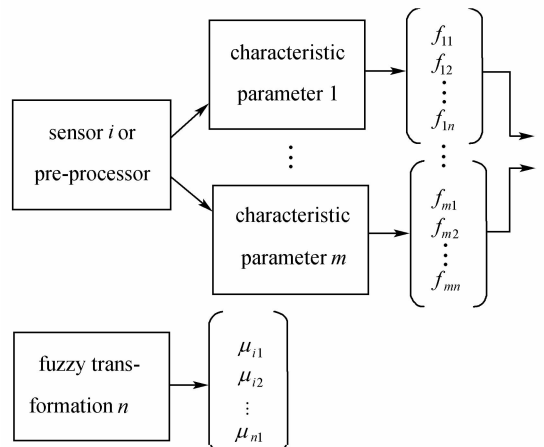


Fig. 1 Data fusion model at feature-level

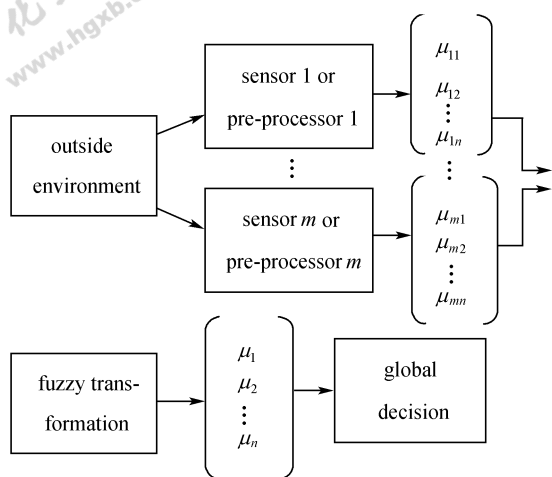


Fig. 2 Data fusion model at decision-level

### 3 参数的选择

本文选择压力脉动信号的算法复杂性  $C(n)$  和涨落复杂性  $Cf$  作为指示流型的参数.  $C(n)$  和  $Cf$  的定义参见文献 [7, 8]. 它们指示流型的机理参见文献 [9]. 算法复杂性定义完全有序的时间序列的  $C(n)$  趋向于 0, 完全随机的时间序列的  $C(n)$  趋向于 1. 涨落复杂性定义完全有序和完全随机时间序列的  $Cf$  都趋向于 0, 而介于两者的中间态即混沌状态的  $Cf$  是最高的. 由于算法复杂性和涨落复杂性从不同角度刻划了压力脉动时间序列的复杂性, 因而认为两者联合判断可以较准确指示流化床的状态.

### 4 实验装置

实验在床径  $\Phi 250$  mm 的循环流化床中进行. 实验装置如图 3 所示. 分布板孔径为 2 mm, 开孔率 3%. 在流化床的侧壁不同高度开有多个测量

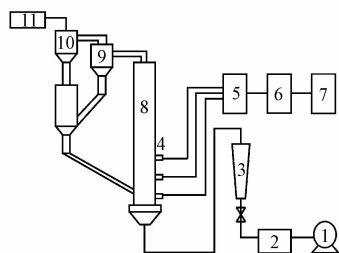


Fig. 3 Experimental system

- 1—fan; 2—cushion pot; 3—rotameter;
- 4—pressure probes; 5—pressure transducers;
- 6—A/D board; 7—computer; 8—fluidized bed;
- 9—first cyclone; 10—second cyclone; 11—hop-pocket

孔, 安装压差或压力传感器, 探头的测量口与床内壁相切. 本文实验采用平均粒径为  $55 \mu\text{m}$  的 FCC 颗粒, 颗粒密度  $1480 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$ , 流化介质为常温下的空气. 具体操作条件见表 1. 在不同表观气速下采集 16 s 的时间序列, 采样频率为 500 Hz.

Table 1 Experimental operating conditions

No.	$H_p/\text{mm}$	$H_s/\text{mm}$
1	A; 70; B; 170	460
2	C; 320	610
3	D; 470	830
4	A; 60—300	500
5	B; 150—450	600
6	C; 180; D; 380	750

### 5 实验结果及分析

#### 5.1 流型的划分

传统的流型划分将流化床分为固定床、鼓泡床、湍动床、快速流化床、输送床 5 个过程<sup>[10]</sup>. 本文中根据系统的复杂程度将气固流化床的流化过程分为固定床、起始鼓泡床、充分鼓泡及湍动床、快速流化床 4 个状态, 分别对应了类随机状态、较规则状态、混沌状态和类随机状态<sup>[11]</sup>. 在这 4 种状态中有 3 个过渡状态: 固定床→起始鼓泡床, 起始鼓泡床→充分鼓泡床, 湍动床→快速流化床. 按照表观气速的增大, 将这些状态依次记为 {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7}. 根据实际观察和经验公式<sup>[7]</sup> 计算, 将各个流态和转型区的线流速及本实验对应的体积流速的参考数值列于表 2.

Table 2 Flow regimes and corresponding gas velocity

Flow regimes	$v_s$ / $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$	Corresponding $v_v$ in this experiment / $\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$
1	0—0.0102	0—1.8
2	0.0102—0.0125	1.8—2.2
3	0.0125	2.2
4	0.0125—0.0498	2.2—8.5
5	0.0498—0.9059	8.5—160
6	0.9059—1.0191	160—180
7	>1.0191	>180

#### 5.2 隶属度函数的建立

图 4 是一个典型压力脉动信号的  $C(n)$ 、 $Cf$  的示意图. 可以看出,  $C(n)$  能较为明显地识别状态 1、2、4,  $Cf$  能较为明显地识别状态 5、6、7. 图 5 是  $C(n)$ 、 $Cf$  简化模型.

记  $C(n)$ 、 $Cf$  构成的向量为  $[C(n), Cf]^T$ 。根据这个向量还是不能唯一地判别流型。例如，对于状态 4 和状态 6， $C(n)$  和  $Cf$  在数值上很接近，仅仅从数值上看不能确定到底处于哪个状态。因而，用气速  $v_0$  将整个流化过程分为两段，即状态  $\{1, 2, 3, 4, 5\}$  和状态  $\{5, 6, 7\}$ ，则根据向量  $[C(n), Cf]^T$  就可以唯一地判断对应的流型。记  $C(n)$ 、 $Cf$  对这 7 个状态隶属度函数分别为

$$F[C(n), Cf] = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{21} \\ f_{12} & f_{22} \\ \dots & \dots \\ f_{17} & f_{27} \end{bmatrix}$$

式中  $f_{ij}$  表示参数  $i$  对过渡状态  $j$  的隶属度函数。如前所述，隶属度是一个在  $[0, 1]$  之间的数，它表示的物理意义就是表征过渡过程的过渡程度。以湍动床到快速流化床的过渡阶段为例，隶属度为 0.2 说明过渡过程刚刚开始，隶属度为 0.8 说明过渡已经快要完成。这里的隶属度是这样得到：该过渡过程对应的流速为  $0.9059 \sim 1.0191 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ，设对应的对快速流化床的隶属度为  $0 \sim 1$ ，在这个过渡过程中的任意一个气速  $v$  对于快速流化床的隶属度就为  $(v - 0.9059) / (1.0191 - 0.9059)$ ，如果在气速  $v$  下的  $C(n)$  为  $a$ ，那么就建立起了  $C(n)$  和隶属度之间的对应关系。将这个过渡阶段  $C(n)$  - 隶属度——建立起对应关系，就可以拟合出  $C(n)$  指示过渡流型的隶属度函数。如图 6~图 12 所示。

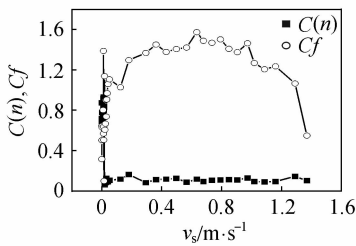


Fig. 4  $C(n)$  and  $Cf$  of typical fluctuate time series

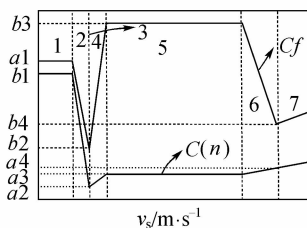


Fig. 5 Simplified model of  $C(n)$  and  $Cf$

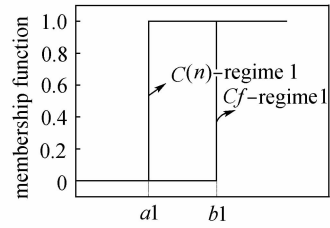


Fig. 6  $v_s < v_0$ , 0 denotes other regimes, 1 denotes regime 1

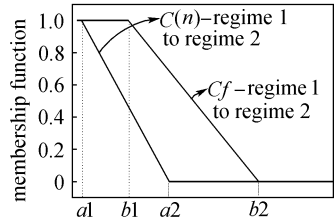


Fig. 7  $v_s < v_0$ , 0 denotes regime 1, 1 denotes regime 2

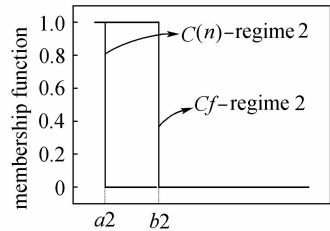


Fig. 8  $v_s < v_0$ , 0 denotes other regimes, 1 denotes regime 2

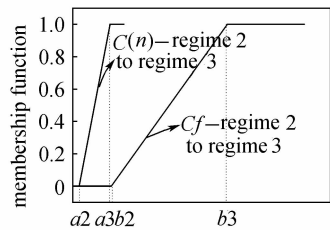


Fig. 9  $v_s < v_0$ , 0 denotes regime 2, 1 denotes regime 3

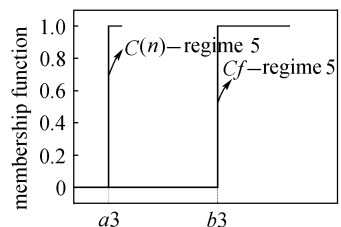


Fig. 10  $v_s > v_0$ , 0 denotes other regimes, 1 denotes regime 5

记  $C(n)$ 、 $Cf$  对这 7 个状态的支持程度用矩

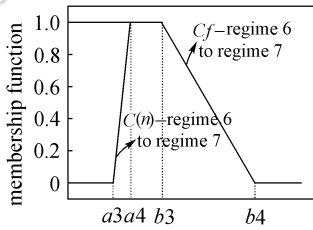


Fig. 11  $v_s > v_0$ , 0 denotes regime 6, 1 denotes regime 7

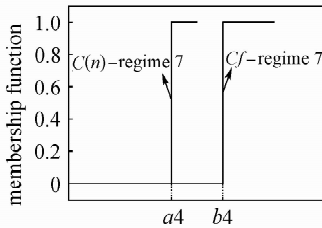


Fig. 12  $v_s > v_0$ , 0 denotes other regimes, 1 denotes regime 7

阵表示为

$$R = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{17} \\ \lambda_{21} & \lambda_{27} \end{bmatrix}$$

$\lambda_{ij}$  表示参数  $i$  对过渡状态  $j$  的支持程度. 最终得到传感器  $i$  对于不同状态的隶属度函数

$$Z = R \cdot F = \begin{bmatrix} \mu_{i1} \\ \mu_{i2} \\ \dots \\ \mu_{i7} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{11} \cdot \lambda_{11} + f_{21} \cdot \lambda_{21} \\ f_{12} \cdot \lambda_{12} + f_{22} \cdot \lambda_{22} \\ \dots \\ f_{17} \cdot \lambda_{17} + f_{27} \cdot \lambda_{27} \end{bmatrix}$$

从简化模型可以看出, 对于确定性状态 1、3、5、7,  $C(n)$  和  $C_f$  是水平线或很接近水平的直线, 因而可以用阶跃函数来拟合隶属度函数. 而对于过渡流型 2、4、6,  $C(n)$  和  $C_f$  是斜率较大的直线, 可以用半梯形函数来拟合隶属度函数.  $C(n)$  和  $C_f$  对于 7 个流型的隶属度函数如下:

根据实验观察,  $a1 = 0.52$ ,  $a2 = 0.05$ ,  $a3 = 0.29$ ,  $a4 = 0.4$ ,  $b1 = 1.0$ ,  $b2 = 0.3$ ,  $b3 = 1.2$ ,  $b4 = 0.6$ ,  $v_0 = 0.75$ .  $C(n)$ 、 $C_f$  对这 7 个状态的支

持程度矩阵

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0.8 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.2 & 0.4 \\ 0 & 0.2 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.8 & 0.6 \end{bmatrix}$$

通过模糊变换  $Z = R \cdot F$  就得到了每个传感器对于 7 个流型的判别向量. 需要说明的是: 事实上, 根据本文的判断方法, 每一次都会得到一个确定的结论  $j$ . 因而, 只要用矩阵  $R$  的第  $j$  列和矩阵  $F$  的第  $j$  行参加模糊变换就可以了.

记 4 个传感器对于总体判决的支持程度的矩阵 (或称为权重矩阵) 为  $W = [\omega_1 \omega_2 \omega_3 \omega_4]^T$ , 通过模糊变换  $Y = W \cdot Z$  就可以得到 4 个传感器融合后对于流型的最终判断结果. 权重矩阵应该根据传感器的长期工作情况而定, 但是, 在对传感器长期工况了解不充分的情况下, 本文采用了以下的方法来取权重: 认为大多数传感器是工作正常的, 支持大多数传感器的结论. 实际应用中, 对于每一个工作状态, 每个传感器都有一个判别结果, 如果 4 个传感器中有 3 个支持同一个结论, 那么, 这 3 个传感器权重取为 0.3, 另一个取为 0.1; 如果有两个支持同一个结论, 则这两个权重取为 0.35, 另外两个根据同其他结论的差异大小依次取为 0.1 和 0.2; 如果 4 个都不同, 则计算 4 个的均值, 根据和均值的距离大小取权重, 去权重的方法同前; 如果 4 个距离都不相等, 根据距离的大小依次取为 0.1、0.2、0.3、0.4.

### 5.3 单传感器识别和多传感器融合后识别的实验结果比较

将 4 个传感器单独识别和融合后得到的结果列表比较于表 3. 对于过渡性流型, 可以根据气速算出实际的隶属度, 作为参考值. 由于过渡流型自身的模糊性, 认为根据压力脉动序列的  $C(n)$  和  $C_f$  算出的隶属度的值与参考的隶属度的值的差值在  $\pm 15\%$  内都是正确的. 限于篇幅, 本文只列了两个实验结果为例.

Table 3 Identification results of four individual pressure sensors and multi-sensor data fusion

Flow regimes	Accuracy rate of experiment No. 1/%					Accuracy rate of experiment No. 6/%				
	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Fuzzy	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Fuzzy
1	92	100	77	77	91	100	100	100	100	100
2	50	50	100	100	100	100	100	100	100	100
3	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
4	33	67	28	50	50	17	33	29	29	42
5	100	100	100	100	100	100	88	50	83	100
6	100	66	100	100	100	44	50	50	33	50
7	100	100	80	100	100	100	100	100	100	100
mean	82	83	84	90	92	80	82	76	78	85

可以从 4 个方面来看多传感器模糊数据融合的效果。

(1) 从各种流型的情况来看,除个别情况外,流型的识别率相对单个传感器来讲都有不同程度的提高。

(2) 从整体情况来看,经过多传感器数据融合,总体的流型识别率得到了较大程度的提高,总体平均的流型识别成功率都超过了 85%。可见,多传感器数据融合减少了系统的不确定性,减少了单个传感器由于信息量少可能造成误判的情况,从而使系统的识别能力从整体上得到了提高。

(3) 可以看出,确定性流型的识别准确率明显高于过渡流型的识别准确率,这是由于过渡流型自身的模糊性造成的。即在过渡流型中,很难精确地指出到底处于哪个流型或已经完成了多少过渡。特别是从初始鼓泡状态到充分鼓泡状态中,由于系统的“重构”<sup>[12]</sup>现象,很难建一个精确的模型来进行拟合。

(4) 本实验中 4 个探头都用了同一个隶属度函数判断流型。实际情况中,如果能对不同探头都建立一个隶属度函数,识别的准确率应该能进一步提高。

本文是以 FCC 粒子为例说明了多传感器数据融合能够提高流化床的流型识别率。作者还用粒径为 280  $\mu\text{m}$  和 450  $\mu\text{m}$  的聚乙烯颗粒做过实验,得到了同样的结论。

## 6 结 论

(1) 将复杂性理论、模糊理论和数据融合理论应用于气-固流化床的流型识别,以  $C(n)$ 、 $Cf$  两个复杂性参数为流型识别的特征向量构造了简化的隶属度函数,并将多个探头的判断结果进行了决策层的融合。实验表明,多传感器融合比单个传感器识别的准确率高。

(2) 根据过渡流型对于确定性流型的隶属度,对过渡过程的状态进行了更加符合人的思维方式的描述,避免了流型识别中的“一刀切”现象。

(3) 隶属度函数的确定是一个非常灵活的过程。在实际应用时,要具体问题具体分析,综合考虑多种因素,使之更符合工程应用。

## 符 号 说 明

$Cf$ ——涨落复杂性

$C(n)$  ——算法复杂性

$H_p$ ——探头高度, mm

$H_s$ ——静床高, mm

$v_s$ ——线流速,  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$

$v_v$ ——体积流速,  $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$

## References

- Schouten J C, van der Stappen M L M, ven den Bleek C M. Scale-up of Chaotic Fluidized Bed Hydrodynamics. *Chem. Eng. Sci.*, 1996, **51** (10): 1991—2000
- Dam C S, Lawkins W F, Downing D J, Clapp N E Jr. Chaotic Characteristics of a Complex Gas-Solids Flow. *Physical Review A*, 1990, **41**: 1179—1181
- Huang Bei (黄蓓), Chen Bochuan (陈伯川), Huang Yilun (黄轶伦). Analysis of Pressure Fluctuation in Fluidized Bed Through Algorithm Complexity in Various Scales. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2002, **53** (12): 1270—1275
- Griffith P, Wallis G B. Two Phase Slug Flow. *Journal of Heat Transfer*, 1961, **83**: 307—318
- Kang Yaohong (康耀红). Fuzzy Theory and Application (数据融合理论与应用). Xi'an: Xi'an Electronic Technology University Press, 1997
- Li Anhua (李安华), Wu Da (吴达). Fuzzy Mathematics Basic and It's Application (模糊数学基础及其应用). Wulumuqi: Xinjiang People Press, 1987
- Lemple A, Ziv J. On the Complexity of Finite Sequences. *IEEE Transactions of Information Theory*, 1976, **22** (1): 75—81
- Wackerbauer, Witt A, Atmanspacher H, Kurths J, Scheingraber H. A Comparative Classification of Complexity Measure. *Chaos, Solitons and Fractals*, 1994, **4** (1): 133—173
- Chen Bochuan (陈伯川), Huang Bei (黄蓓), Huang Chunyan (黄春燕). Application of Three Complexity Measures in Analyzing the Pressure Fluctuation in Gas-Solid Fluidized Bed. *Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities* (高校化学工程学报), 2002, **16** (4): 415—420
- Chen Gantang (陈甘棠), Wang Zhangmao (王樟茂). Fluidization Technology Theory and Application (流态化技术的理论和应用). Beijing: Chinese Petrochemical Press, 1996. 4—16
- Huang Yilun (黄轶伦). Nonlinear Analysis and Experimental Study on Pressure Fluctuation Time Series in Gas-Solid Fluidized Beds; [dissertation] (学位论文). Hangzhou: Zhejiang University, 2001
- van den Bleek, M & J C Schouten. Deterministic Chaos: a New Tool in Fluidized Design and Operation. *Chem. Eng. J.*, 1993, **53**: 75—78