

## 基于小波包与模糊聚类算法的声波法检测流化床内颗粒的平均粒度

陈惜明<sup>1,2</sup>, 陈德钊<sup>1</sup>

(1. 浙江大学化学与生物工程学系, 浙江, 杭州, 310027; 2. 淮北煤炭师范学院化学系, 安徽, 淮北, 235000)

**摘要:** 平均粒径是气固流化床反应器运行时需要监控的重要参数之一, 利用声波信号检测床内颗粒平均粒度的方法能克服传统方法不能实时在线测量的缺陷, 安全环保不侵入流场。先用 Db5 小波包将声发射信号 3 尺度分解, 求出各细节信号小波系数的绝对值加和, 构成声信号的能量模式, 标准化之后经主成分分析得出主成分, 再用模糊均值聚类方法分类。由于不同粒度的声波信号经小波包分解后, 其小波系数绝对值加和具有特定的模式, 因而, 这种方法分类准确性达 98% 以上。

**关键词:** 多尺度; 离散小波变换; 小波包; 声测量; 模糊聚类; 聚类

**中图分类号:** TQ 051.9

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1001-4160(2008)06-689-692

### Average particle size measuring by acoustic signal for fluidized bed based on wavelet packet and fuzzy cluster algorithm

Chen Ximing<sup>1,2</sup> and Chen Dezhaoy<sup>1</sup>

(1. Department of Chemical and Biochemical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, 310027, Zhejiang, China;

2. Chemistry Department, Huaibei Coal Industry Normal College, Huaibei, 235000, Anhui, China)

**Abstract:** Average particle size is one of the key parameters need to be supervisory controlled for fluidized bed reactors. Measuring the average particle size by acoustic emission (AE) signal is superior to traditional methods because it is safety, environmental protection, non-invasive, and the average particle size can be measured at real time and online. Original AE signals received from a detector were firstly decomposed by the wavelet packet with Daubechies level five wavelet (db5). The absolute wavelet coefficients were summed and the summations were known as energy pattern, which used for classification. Principal Component Analysis (PCA) was applied to the summations after they had been normalized. Some of these principal components were classified through fuzzy cluster algorithm. Due to acoustic emission signals originated from different particle sizes are different from each other; the energy patterns originated from those AE signals are distinctly different, too. Measuring the average particle size in the fluidized bed by AE signal got over 98% of accuracy.

**Key words:** multi-scale, discrete wavelet transform (DWT), wavelet packet, acoustic measuring, fuzzy cluster

Chen XM and Chen DZ. Average particle size measuring by acoustic signal for fluidized bed based on wavelet packet and fuzzy cluster algorithm. Computers and Applied Chemistry, 2008, 25(6):689-692.

## 1 引言

气固流化床反应器中, 多相反应是典型的多尺度问题<sup>[1]</sup>。利用声发射信号获得床内物料的运行状态, 进而在宏尺度下控制生产过程, 近几年已有较为广泛的研究。声波测量法在线监控流化床反应过程具有实时、无损的特点, 但声信号有突发瞬态性及多尺度特征, 并且往往有噪声干扰, 因此, 如何从声信号中提取特征信息是急需解决的问题<sup>[2-4]</sup>。一般说来, 声信号与床层高度、物料组成、温度、空床气速等多种因素有关<sup>[2]</sup>, 但稳定运行的流化床, 声信号则主要受粒度及粒度分布的影响。因此, 根据声信号获取床内颗粒的粒度信息, 在生产中有其实际意义。

频谱分析<sup>[5]</sup>、小波分析<sup>[6,7]</sup>、小波包分析<sup>[8]</sup>、分形特征分析与复杂性分析<sup>[9]</sup>等都可以用于分析声信号以便了解床内物料的运行状态。文献<sup>[10,11]</sup>以声信号的频谱作为依据, 用分类的方法建立了颗粒粒度与声信号的关系, 但是, 床内颗粒组成复杂, 其频谱信号亦然; 并且信号中存在大量高频噪声, 利用小波去噪技术虽然能滤去一部分, 但仍会导致信号失真, 难以彻底消除。小波分析将声信号分解为低频概貌信号和高频细节信号, 虽然对分析非线性非平稳脉动信号有显著的优势, 但是对渐变信号, 却不如傅里叶分析或加窗傅里叶分析有效。因此, 建立更加合理可行的模型实时预测和监控床层内的平均粒度有其实际意义。本文以小波包分析和模糊聚类分析为工具, 建立了声信号与颗粒平均粒度的量化

收稿日期: 2008-01-22; 修回日期: 2008-04-08

基金资助: 国家自然科学基金重大项目资助 (20490200), 安徽省优秀青年科学基金资助 (2005jq1134)。

作者简介: 陈惜明 (1971—), 男, 安徽省太湖县人, 副教授, 博士研究生, 主要从事化工过程信息处理及化学工程与工艺方面的研究。

联系人: 陈德钊 (1943—), 教授, 博士生导师。

关系,实践表明,该方法能根据声信号对床内颗粒的平均粒度进行检测,对于需要控制产品平均粒度的场合,它具有特别重要的意义。

## 2 实验原理与方法

### 2.1 声信号与床层颗粒粒度的关系

流化床内颗粒间,以及颗粒与器壁间存在大量碰撞与摩擦,不同粒度的颗粒在冲击器壁或者相互碰撞时所产生的冲击力显然不同,声信号或强或弱,并以弹性波的形式通过容器壁和空气向外传递,在其它工艺条件相同的情况下,不同粒度的颗粒群所产生的声发射信号不同,因此能借助声波信号,检测床层内的颗粒粒度及其分布。

对  $n$  个半径为  $d_p$ 、质量为  $m$  的刚性球形颗粒,在面积为  $\Delta A$  的壁面上因撞击而产生的作用力为<sup>[12]</sup>:

$$F(t) = \sum_{i=1}^n 2mv_i \delta(t - t_i) \quad (1)$$

其中,  $t$  为时间,  $\delta(t)$  为  $t$  的 Dirac delta 函数,  $t_i$  为第  $i$  个颗粒到达壁面的时间,  $v_i$  为单个颗粒垂直撞击壁面的速度。设  $v$  为颗粒垂直撞击壁面的平均速度,则  $T$  时刻颗粒对器壁的平均作用力为:

$$\overline{F(t)} = \frac{\int_0^T F(t) dt}{T} = \frac{2mv \int_0^T \sum_{i=1}^n \delta(t - t_i) dt}{T} \quad (2)$$

所产生的声压为<sup>[13]</sup>:

$$P_s = \frac{\eta \cdot \overline{F(t)}}{\Delta A} \quad (3)$$

$\eta$  为撞击压力转化为声压的效率。于是颗粒群撞击壁面的平均声通量为<sup>[2]</sup>:

$$J = P_s \Delta A v = 2\xi \eta m v^3 / d_p^2 \quad (4)$$

$\xi$  是比例系数,与粒度有关。不同粒度的颗粒,其声通量不同,即声发射信号也有区别,通过检测器,可检测到不同粒度的颗粒所产生的声发射信号,混合粒径所产生的声发射信号是各种不同粒径的声信号的加和,因此,根据声发射信号即可预测颗粒群的平均粒径及其分布。

### 2.2 声波信号的小波包分解<sup>[14,15]</sup>

对于采样间隔为  $\Delta t$  的离散信号  $c_k^0 = f(k\Delta t) \in L^2(R)$ ,  $k = 1, 2, \dots, N$ , 小波包分解系数  $c_k^n$  的递推公式如式(5)所示,其中第一上标  $j$  表示小波包分解级数,第二上标  $n$  为分解频段序号,取值为 0 至  $2^j - 1$ , 下标  $k$  为时间间隔序号,而  $h_0(n) = \langle \phi_{j,0}, \phi_{j-1,n} \rangle$ ,  $h_1(n) = \langle \psi_{j,0}, \phi_{j-1,n} \rangle$ ,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  为内积,  $\phi_{j,n}$ ,  $\psi_{j,n}$  分别为相应的尺度函数和小波函数。

$$c_k^{j,n} = f_k, c_k^{j,2n} = \sum_l c_l^{j-1,n} h_0(2l - k), c_k^{j,2n+1} = \sum_l c_l^{j-1,n} h_1(2l - k) \quad (5)$$

用小波包分解得到的频带信号难以直接判别粒径,但可将其转换成能量形式。对于采样信号  $f(k\Delta t)$ ,其在尺度  $j$  和频段  $n$  上的频带信号  $c_j^n$  的能量,按式(6)计算,

$$e_j^n = \sum_{k=1}^N |c_k^n|^2 \quad (6)$$

在  $j$  尺度下共有  $2^j$  个频带能量特征,构成能量模式如式(7)所示,

$$E^j = (e^{j,0}, e^{j,1}, \dots, e^{j,2^j-2}, e^{j,2^j-1})^T \quad (7)$$

由各细节信号的能量,可求颗粒的平均粒度:

$$y(\text{diameter}) = y(E^j) = y(e^{j,0}, e^{j,1}, \dots, e^{j,2^j-2}, e^{j,2^j-1}) \quad (8)$$

在其它工艺参数相同的情况下,如果颗粒的平均粒度也相同,则不同的粒度分布会产生不同的能量模式<sup>[2]</sup>,设定有  $m$  个不同粒度区间所产生的声信号,每个声信号的分解尺度为  $j$ ,其能量数据矩阵为:

$$X = \begin{pmatrix} e_1^0 & e_1^1 & \dots & e_1^{2^j-1} \\ e_2^0 & e_2^1 & \dots & e_2^{2^j-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e_m^0 & e_m^1 & \dots & e_m^{2^j-1} \end{pmatrix}_{m \times 2^j} \quad (9)$$

为消除各能量之间的复共线性,可对能量样本数据  $X$  进行主成分分析。先将  $X$  中心化和标准化为  $\bar{X}$ ,其相关矩阵  $\bar{X}^T \bar{X}$  的  $2^j$  个特征根为  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r \geq \dots \geq \lambda_{2^j} \geq 0$ ,对应的单位特征矢量组成正交矩阵  $U = (u_1, u_2, \dots, u_{2^j})$ ,可采用 NIPALS 方法<sup>[15]</sup>求解各主成分,它们组成矩阵  $Z$  为<sup>[15]</sup>:

$$Z = (z_1, z_2, \dots, z_{p+1}) = \bar{X}U \quad (10)$$

原有变量间若存在复共线性,则后几个特征根  $\lambda_{r+1}, \lambda_{r+2}, \dots, \lambda_{2^j}$  将很小,即后面的  $2^j - r$  个主成分的方差很小,其所含信息量很少,可以略去,为确定保留的主成分数  $r$ ,以方差累计贡献率作判据,即有  $\sum_{i=1}^r \lambda_i / 2^j < c$  且  $\sum_{i=1}^r \lambda_i / 2^j \leq c$  成立,  $c$  为设定的小于 1 的正参数。以前  $r$  个主成分作为自变量,建立与平均粒度的关系,能消除各能量分量间的复共线性,并可降维以减少计算成本。

### 2.3 模糊聚类分析

数据集  $X$  的聚类通过一组函数  $\mu_j: X \rightarrow A, j = 1, 2, \dots, m$  来定义,其中  $A = [0, 1]$ 。也即数据集的模糊聚类是将  $X$  划分为  $m$  类。由  $m$  个隶属函数  $\mu_j$  表示。

以  $\theta_j$  表示第  $j$  个聚类表达,  $\theta = [\theta_1^T, \dots, \theta_m^T]^T$ ,  $U$  是一个  $N \times m$  矩阵,设  $u_{ij}(x_i)$  表示它的  $(i, j)$  元素,  $i, j$  为行标和列标。  $d(x_i, \theta_j)$  是  $x_i$  和  $\theta_j$  之间的不相似性,  $q (> 1)$  是模糊性参数。模糊聚类算法就是使代价函数式(11)最小化而得到

$$J_q(\theta, U) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m u_{ij}^q d(x_i, \theta_j) \quad (11)$$

其中,  $\theta$  和  $U$  满足约束条件

$$\sum_{j=1}^m u_{ij} = 1, i = 1, \dots, N$$

式中,  $u_{ij} \in [0, 1], i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, m$

$$0 < \sum_{i=1}^N u_{ij} < N, j = 1, 2, \dots, m$$

## 3 试验结果与讨论

### 3.1 试验装置与样本采集

声信号测量与数据采集分析系统 (UNIAE2003) 由浙江

大学联合化学反应工程研究所开发,包括声传感器(AE sensor)、放大器、A/D 转换卡和计算机,可实现多通道数据采集。装置流程如图 1 所示,采样频率为 500 kHz。为避免干扰,降低噪音影响,采样信号使用硬件滤波器,预先微分滤波。流化床试验装置的物料为不同粒径的颗粒状聚乙烯,操作气速为 0.6 m/s。将不同粒度的颗粒划分为 1 mm~0.90 mm,0.90 mm~0.60 mm,0.60 mm~0.45 mm,0.45 mm~0.22 mm 和 0.22 mm~0.180 mm 等 5 个粒度区间段,对每种区间段,采集 20 个声信号,每个样本个体的数据点长度为  $2^{14}$ ,此为记录仪记录的数据点数。具有  $2^{14}$  个数据点的 5 种不同粒度的原始声信号如图 2 所示。

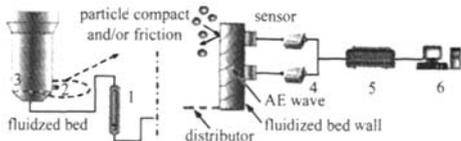


Fig. 1 Scheme of the AE signal data acquisition system for fluidized bed reactor.

- 1. 流量计;2. 声信号传感器;3. 流化床;4. 放大器;
- 5. 信号处理机;6. 计算机

图 1 流化床反应器声信号数据处理系统示意图

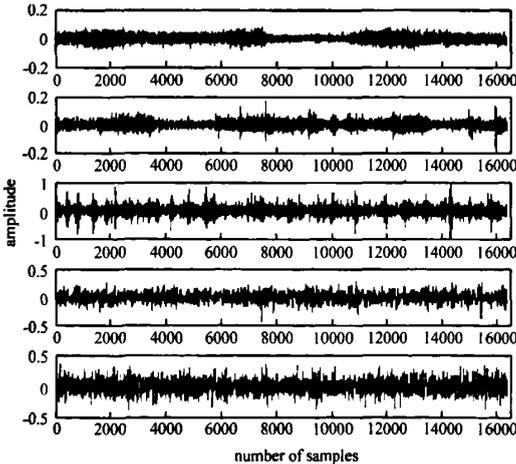


Fig. 2 Original acoustic emission signals of various average particle diameter.

图 2 不同平均粒径颗粒的原始声发射信号

### 3.2 细节信号能量的提取与主成分的选定

多尺度分解将采用 db5 小波函数,设初始声信号为  $c_i^0, k = 1, 2, \dots, 2^{14}$ ,通过式(5)可得  $j$  尺度下的  $2^j$  个细节信号,对小波包而言,对细节信号过度划分意义不大,此处按三尺度分解,得到 8 个细节信号。对小波系数的绝对值求和,得到相应声信号的能量模式。对全部能量模式进行主成分分析。前 3 个主成分方差累积贡献率为 99.84%,说明能量分量之间存在较强的复共线性。故保留方差贡献率大的 3 个主成分用于分类和识别,舍弃其余 5 个。

### 3.3 聚类分析与粒度识别

五种不同粒度区间的声信号样本,按 2.1 和 3.2 节的方法经过小波包分解、主成分分析之后,得 100 个样本。取其中 85 个为训练样本,15 个为预测样本。用模糊 C 均值聚类,以第一和第二主成分,第一和第三主成分作图,结果见图 3(a)和图 3(b)。样本集可分为 5 类,区分度明显。分类时,将用做预报的样本与训练集的类中心比较,如果预报样本与类中心的欧氏距离最短,就将样本划入该类。15 个样本的选取采取交叉进行的方式,也就是在 100 个总样本中,交叉地选取 85 个样本为训练集,其它 15 个为预测集。5 种不同粒度区间的总预报结果如表 1 所示。

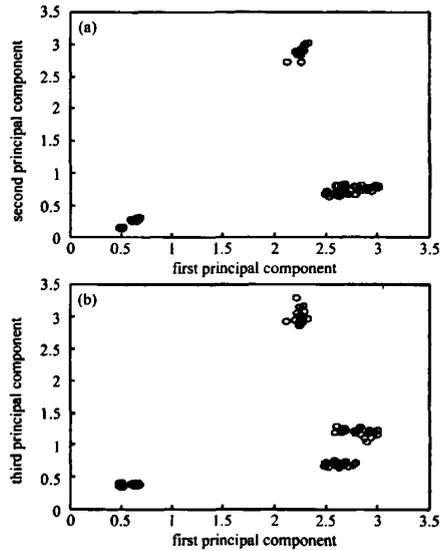


Fig. 3 Scatter diagram of PCA.

图 3 样本主成分散点

表 1 由声信号预测颗粒平均粒度的预报结果

Table 1 Prediction results of average particle diameter by AE signals.

serial number	average particle size/mm	range of prediction /mm	total accuracy of classification/%
1	1~0.90	1~0.90	100
2	0.90~0.60	0.90~0.60	100
3	0.60~0.45	0.60~0.45	98.6
4	0.45~0.22	0.45~0.22	98.6
5	0.22~0.180	0.22~0.180	100

### 4 结论

颗粒平均粒径是气固流化床反应器能否正常运行的关键参数之一,在气相流化床合成聚乙烯的反应中,颗粒粒径决定产品的理化性质。利用声波信号在线检测床内颗粒粒度实用价值很强,它克服了传统方法不能实时在线的缺点。本文以流化床声发射信号为介质,通过小波包多尺度分解、主成分分析和模糊 C-均值聚类方法建立了声信号与床层颗粒平均粒度的关系,结果表明:

(1) 通过声发射信号预测床内颗粒平均粒径,其准确度高达 98% 以上。

(2) 主成分分析表明,小波包分解后各尺度的细节信号能量间存在较强的复共线性,说明声信号分解后,各细节信号的能量信息并不独立,相互间有一定的内在联系。以主成分作为聚类的输入不仅包含了各细节信号的信息,也消除了它们间的复共线性,使运算更简单,预报准确性与精度相同。

(3) 声信号的分解尺度与信号长度有关,但分解不必到最后一层,一般说来,分解尺度越高,计算量越大,最高尺度细节信号所包含的信息量也越少,但分解尺度太少,对细节信号的刻画不精细,也不利于建模过程。

(4) 采用模糊 C-均值聚类区分粒度,在实际生产中针对性很强,当床内颗粒粒度发生变化时,模糊 C-均值聚类可以迅速捕捉到粒度的变化趋势,有利于控制生产过程。

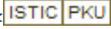
#### References

- Braatz D, Alkire RC and Seebauer E, et al. Perspectives on the design and control of multiscale systems. *Journal of Process Control*, 2006, (16):193-204.
- Hou Linxi. Study on acoustic measurement and multiscale structure of fluidized polymerized reactor. Hangzhou: Ph D Dissertation of Zhejiang University, 2005.
- Choiku Yong, Zhao Xia and Tang shihus. Population balance modelling for a continuous gas phase olefin polymerisation reactor. *J Appl Polym Sci*, 1994, 53:158-159.
- Giordno M, Calabro A and Esposito C, et al. Acoustic emission characterization of the failure modes in polymer-composite materials. *Comp Sci T*, 1998, 58(12):1923-1928.
- De Groot, Peter J and Wijnen, et al. Real-time frequency determination of acoustic emission for different fracture mechanisms in carbon/epoxy composites. *Comp Sci T*, 1995, 55(4):405-412.
- Feng Weidong and Han Xuebing. Applications of LabVIEW and MATLAB in signal collecting and wavelet de-noising of sound. *Journal of Changchun University of Technology*, 2006, 10:40-42.
- Kamala G, Hashemi J and Barhorst, et al. Discrete-Wavelet analysis of acoustic emission during fatigue loading of carbon fiber reinforced composites. *J Reinf Pl*, 2001, 20(3):222-238.
- Bakshi BR, Zhong H and Jinag P. Analysis of flow in gas liquid bubble columns using multi-resolution methods. *Trans Chem*, 1995, 73:608-614.
- Bei Huang, Chen Bochuan and Huang Yilun. Analysis of pressure fluctuation in fluidized bed through algorithm complexity in various scales. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)*, 2002, 53(12):1270-1275.
- Leach MF, Rubin GA and Williams JC. Particle size distribution characterization from acoustic emission. *Powder Technology*, 1978, 19(1):157-167.
- Lee, Dae Sung, Park, Jong Moon and Vanrolleghem, Peter A. Adaptive multiscale principal component analysis for on-line monitoring of a sequencing batch reactor. *J Biotech*, 2005, 116(2):195-210.
- Cody GD, Goldfarb DJ, Storch Jr CV and Norris AN. Particle granular temperature in gas fluidized beds. *Powder Technology*, 1996, 87:211-232.
- Ma Dayou. Handbook of Acoustics. Beijing: Science Publishing House, 1983:58-60.
- Sun Yankui. Wavelet Analysis and Application. Beijing: China Machine Press, 2005:233-234.
- Chen Dezhao. Multivariable Data Processing. Beijing: Chemical Industry Press, 1998:124-137.

#### 中文参考文献

- 侯琳熙. 声波测量和流化床聚合反应器多尺度结构的研究. 杭州:浙江大学博士学位论文, 2005. 4.
- 冯伟东, 韩雪冰. LabVIEW 与 MATLAB 在声音信号采集与小波降噪中的应用. *长春工业大学学报(自然科学版)*, 2006, 10:40-42.
- 黄蓓, 陈伯川, 黄轶伦. 算法复杂性在气固流化床动力学中的多尺度分析. *化工学报*, 2002, 53(12):1270-1275.
- 马大猷. 声学手册. 北京:科学出版社, 1983:58-60.
- 孙延奎. 小波分析及应用. 北京:中国机械出版社, 2005:233-234.
- 陈德钊. 多元数据处理. 北京:化学工业出版社, 1998:124-137.

# 基于小波包与模糊聚类算法的声波法检测流化床内颗粒的平均粒度

作者: 陈惜明, 陈德钊, Chen Ximing, Chen Dezhao  
作者单位: 陈惜明, Chen Ximing(浙江大学化学与生物工程学系, 浙江, 杭州, 310027; 淮北煤炭师范学院化学系, 安徽, 淮北, 235000), 陈德钊, Chen Dezhao(淮北煤炭师范学院化学系, 安徽, 淮北, 235000)  
刊名: 计算机与应用化学   
英文刊名: COMPUTERS AND APPLIED CHEMISTRY  
年, 卷(期): 2008, 25(6)  
引用次数: 0次

## 参考文献(21条)

1. Braatz D, Alkire RC, Seebauer E Perspectives on the design and control of multiscale systems 2006(16)
2. Hou Linxi Study on acoustic measurement and multiscale structure of fluidized polymerized reactor 2005
3. Choiku Yong, Zhac Xia, Tang shihua Population balance modelling for a continuous gas phase olefin polymerisation reactor 1994
4. Giordno M, Calabre A, Esposito C Acoustic emission characterization of the failure modes in polymer-composite materials 1998(12)
5. De Groot, Peter J, Wijnen Real-time frequency determination of acoustic emission for different fracture mechanisms in carbon/epoxy composites 1995(04)
6. Feng Weidong, Han Xuebing Applications of LabVIEW and MATLAB in signal collecting and wavelet denoising of sound 2006
7. Kamala G, Hashemi J, Barhomt Discrete-Wavelet analysis of acoustic emission during fatigue loading of carbon fiber reinforced composites 2001(03)
8. Bakshi BR, Zhong H, Jinag P Analysis of flow in gas liquid bubble columns using multi-resolution methods 1995
9. Bei Huang, Chen Bachuan, Huang Yilun Analysis of pressure fluctuation in fluidized bed through algorithm complexity in various scales[期刊论文]-Journal of Chemical Industry and Engineering 2002(12)
10. Leach MF, Rubin GA, Williams JC Particle size distribution characterization from acoustic emission 1978(01)
11. Lee, Dec Sung, Park, Jong Moon, Vanrolleghem Peter A Adaptive multiscale principal component analysis for on-line monitoring of a sequencing batch reactor 2005(02)
12. Cody GD, Goldfarb VJ, Storch Jr GV, Norris AN Particle granular temperature in gas fluidized beds 1996
13. Ma Dayou Handbook of Acoustics 1983
14. Sun Yankui Wavelet Analysis and Application 2005
15. Chen Dezhao Multivariable Data Processing 1998
16. 侯琳熙 声波测量和流化床聚合反应器多尺度结构的研究[学位论文] 2005
17. 冯伟东, 韩雪冰 LabVIEW与MATLAB在声音信号采集与小波降噪中的应用[期刊论文]-长春工业大学学报(自然科学)

18. 黄蓓, 陈伯川, 黄铁伦 算法复杂性在气固流化床动力学中的多尺度分析[期刊论文]-化工学报 2002(12)
19. 马大猷 声学手册 1983
20. 孙延奎 小波分析及应用 2005
21. 陈德钊 多元数据处理 1998

## 相似文献(10条)

1. 期刊论文 刘育明, 梁军, 胡斌, 叶鲁彬, 石向荣, LIU Yuming, LIANG Jun, HU Bin, YE Lubin, SHI Xiangrong 一种基于多尺度分析的多变量统计过程监测方法 -化工学报2009, 60(4)

现有的多尺度多元分析方法为监测具有多尺度特性的工业过程提供了一种有效途径,但该方法还存在以下两个问题:一是采用了重构步骤使得需要建立的监测模型数大大增加;二是采用Haar小波进行小波变换,而Haar小波不连续从而对信号特征的刻画能力比较弱,为此,本文提出了根据故障尺度特征分布特点修改原有的多尺度多元分析的框架,去除了重构步骤并具体给出了突发故障和振荡故障的定位和跟踪方法,还提出了采用sym小波进行多尺度分析并解决了边界效应的处理和信号对齐的计算等问题,在一个标准的CSTR仿真过程中验证了所提方法的有效性。

2. 会议论文 周雪梅, 吴简彤 基于多尺度随机动态模型的惯性器件数据融合估计

本文结合离散小波变换、动态系统理论及随机过程理论,建立以尺度为变量的多尺度随机动态模型,并给出状态基于多尺度随机动态模型的多尺度递归数据融合算法,实现在状态基于全局观测信息的优化估计值。该算法可以在无状态模型情况下进行数据融合,适用于难以获得或获得的状态模型不精确的情况。将此方法用于陀螺信号处理中,通过不同尺度下陀螺观测值的融合,陀螺信号的精度有明显的提高。仿真和实验均证明了该算法是一种有效的数据融合算法。

3. 学位论文 刘俊清 基于离散小波变换的数字水印技术研究 2005

本文主要进行不可见水印的研究,并提出以下两种算法:一种是基于离散小波变换和位平面分解的灰度水印算法。首先,我们把一个灰度水印分解成连续的面。然后,应用离散小波变换(DWT)把原图像和位平面图像分解成多尺度等级结构。最后,将被分解的灰度水印不同位面的分量分别嵌入被分解的原图像的相应部分。另一种是基于离散小波变换和奇异值分解的灰度水印算法。首先在嵌入前对水印做Arnold置乱处理,然后对置乱后的水印图像及其原图像进行离散小波变换分解,同时保留小波分解后水印的高频系数,并在水印检测过程中作为密钥使用。最后对原图像小波变换后的中低频系数进行奇异值分解(SVD),并把相应的水印嵌入其中。实验结果表明,上述两种算法能够经受住剪切、噪声、滤波、压缩等处理,具有很强的鲁棒性。

4. 期刊论文 郑诚, 蔡庆生 一种多尺度的时间序列相似模式匹配算法 -小型微型计算机系统2003, 24(3)

提出一种多尺度的时间序列相似模式匹配算法。该算法用离散小波变换对时间序列进行多分辨分析,在多尺度上提取序列的形状特征,然后在不同的尺度上找出相似的序列和子序列模式。该算法可以匹配不同长度的序列,并能支持垂直平移变换和幅度伸缩变换。

5. 学位论文 宋雪松 基于离散小波变换的数字水印技术 2008

当前图像数字水印技术以其在版权保护方面的独特优势成为当前研究的热点。而小波分析则是近年来迅速发展新兴学科,它具有多分辨率分析的特点,将其应用于图像处理的思想是把图像进行多尺度和空间一频率分解。

本研究基于离散小波变换的数字图像水印算法。利用两种水印生成方式生成水印。以D9/7双正交小波为小波基,对原始图像进行三层离散小波变换,对水印图像进行一层离散小波变换,并结合人类视觉系统特性,选择适当的嵌入位置和系数进行水印的嵌入。实验表明该算法可行性好且满足小波域水印方法总的原则,取得了较为满意的结果。

6. 学位论文 于晓静 用离散小波变换进行图像纹理分割 1999

在这篇文章中,研究人员研究了一种利用塔式离散小波变换进行纹理分割的方法。该方法是从小波变换的多尺度表示为基础的。在这篇文章中,研究人员将同一尺度上不同频带内以及不同尺度间的小波系数的能量组合在一起,从而达到了分割纹理图像以及确定纹理种数的目的。本文提出的方法分为四个步骤:特征抽取、粗略分割、组合和精细分割。粗略分割首先确定纹理区域的大致范围,接着各个频带以内以及各个尺度上的粗略分割结果经过组合后,再经精细分割将模糊像素重新划分,就能得到分割结果。

7. 期刊论文 王明祥, 宁宇蓉, 王晋国, WANG Ming-xiang, NING Yu-rong, WANG Jin-guo 基于Mallat算法的一维离散小波变换的实现 -西北大学学报(自然科学版) 2006, 36(3)

目的研究信号的局部化特征。方法应用Mallat算法,实现了信号一维离散小波变换的逐级抽取过程。结果信号经过离散小波变换后,将平滑分量和细节分量分离开来。结论应用该算法能够由粗到细的分析信号,同时也能通过滤波器组实现原始信号的重构。

8. 会议论文 程琳, 赵文仓, 于新波, 杭柏林 一种基于小波熵的多尺度变换医学图像融合方法 2008

在研究离散小波变换的若干特性,以及用信息熵来反映信号统计分布特征的基础上,提出了一种基于小波熵的多尺度变换医学图像融合方法。该方法首先利用离散小波变换将图像进行多尺度分解,对各分解层上不同频带的子图像采用不同的方法进行融合处理,最后通过逆变换得到融合图像。本方法通过计算小波熵值来确定各分频子图像所提供的信息比从而确定采用的融合规则,该方法能够发现信号中微弱变化,并且有效地保留微小区域的细节信息,为今后通过医学图像及时发现早期病变提供了有利的依据,实验结果证明了该方法的有效性,获得的图像更加符合视觉特性。

9. 期刊论文 胡长流 基于多阈值处理的信号多尺度估计算法 -西南交通大学学报2001, 36(1)

给出了一种基于多阈值处理的信号多尺度估计算法。首先对原始测量进行多尺度小波分解,得出各尺度上的平滑信号和细节信号。对各尺度上的细节信号再作进一步的小波分解,对分解出的次平滑信号和次细节信号进行不同的阈值处理,然后重构,作为相应尺度上的细节信号。最后对最粗尺度上的平滑信号作卡尔曼滤波,再依次与各尺度上的细节信号进行重构,最后得到原始尺度上的信号估计值。

10. 学位论文 庄圣贤 超声数字信号处理软件固化及新型数字化超声探伤仪的研制 2001

该报告是作者在汕头超声电子股份有限公司博士后科研工作站期间所做的研究与开发工作的总结。主要取得了以下几个方面的成果:采用可编程ASIC技术实现了超声数字信号处理软件的集成与固化,并成功地应用于DSP处理的小型化数字超声探伤仪中;提出了一种基于PC平台和FPGA的新型嵌入式模块化的超声探伤仪的硬件与软件设计方案,研制了铁路机务系统专用的数字超声探伤仪;提出了基于离散小波变换的超声信号的噪声抑制方法,设计了对超声信号进行多尺度分析的正交FIR滤波器,通过仿真分析验证了基于离散小波变换的超声信号的多尺度分析方法的良好的噪声抑制性能。

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_jsjyyyhx200806013.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_jsjyyyhx200806013.aspx)

下载时间: 2010年5月31日