

文章编号 1004-924X(2013)04-1062-07

## 压缩感知在电容层析成像流型辨识中的应用

吴新杰\*, 黄国兴, 王静文

(辽宁大学 物理学院, 辽宁 沈阳 110036)

**摘要:**针对传统电容层析成像(ECT)流型辨识方法识别率较低的问题,提出一种基于压缩感知理论的 ECT 流型辨识方法。首先,将 ECT 系统获得的测量电容向量归一化,并表示为训练样本集的过完备字典稀疏线性组合;然后,将随机高斯矩阵作为测量矩阵对测试样本和标准样本分别进行采样,并利用压缩感知信号重构算法求解  $L_0$  范数下的最优化问题,从而得到各样本在训练样本集上的稀疏表示;根据待测样本和标准样本稀疏解之间的线性相关程度来确定归属流型。对典型流型的仿真实验结果显示,在无噪声、40 dB、20 dB 信噪比的情况下,流型辨识准确率分别为 100%、99.25% 和 98.12%,表明本文方法抗噪声干扰能力强,是一种有效、准确率较高的 ECT 流型辨识方法,为 ECT 流型辨识技术的研究提供了一种新的手段。

**关键词:**电容层析成像;压缩感知;流型辨识;稀疏表示;相关系数

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132104.1062

### Application of compressed sensing to flow pattern identification of ECT

WU Xin-jie\*, HUANG Guo-xing, WANG Jing-wen

(College of Physics, Liaoning University, Shenyang 110036, China)

\* Corresponding author, E-mail: wuxinjie@lnu.edu.cn

**Abstract:** In view of lower recognition rates of traditional methods in the flow pattern identification of Electrical Capacitance Tomography (ECT), a identification method for the ECT based on Compressed Sensing (CS) was put forward. Firstly, measurement capacitance vectors obtained by an ECT system were normalized and represented as a sparse linear combination of training sample set in an over complete dictionary. Then, the random Gaussian matrix was taken as the measurement matrix to sample from the test and standard samples respectively, and the signal reconstruction algorithm based on the CS was used to solve the optimization problem of  $L_0$  norm for the sparse representation of each sample on the training sample set. The linear correlation coefficient between the sparse solutions of samples to be tested and the standard samples are calculated to determine the classification of flow pattern. The simulation experiment results of typical flow patterns indicate that the flow pattern identification rates under absence of noise, and signal to Noise Ratios (SNRs) of 40 db and 20 db are 100%, 99.25% and 98.12% respectively. It concludes that the flow pattern identification method proposed has high ef-

收稿日期:2013-01-30;修订日期:2013-03-12.

基金项目:辽宁省自然科学基金资助项目(No. 20102082)

efficiency and accuracy and a good noise immunity, which also provides a new method for the flow pattern identification of ECT.

**Key words:** Electrical Capacitance Tomography(ECT); Compressed Sensing(CS); flow pattern identification; sparse representation; correlation coefficient

## 1 引言

电容层析成像技术(Electrical Capacitance Tomography, ECT)是基于电容敏感机理的过程成像技术,具有非辐射、非侵入、响应速度快、结构简单、成本低等优点,现已在国内外成为人们关注的焦点<sup>[1-2]</sup>。ECT系统中的流型辨识是电容层析成像中的一项重要技术。流型是指管道内的两相介质的分布状况,在气固两相流系统中,管道内的流体受其湿度、黏附性的影响在输送过程中经常会发生堵管现象,从而造成输送系统瘫痪,影响正常生产<sup>[3]</sup>。通过研究流型辨识算法可以对两相流流型进行有效的预测和判别,对气力输送系统相关设备进行实时控制,防止堵管现象的发生<sup>[4]</sup>。目前已提出的基于ECT系统的流型识别算法主要有最近邻法、K近邻算法、神经网络法和特征提取法。最近邻法和K近邻算法具有运算简单,不用进行数据训练的优点,但是对于复杂流型辨识准确率不高<sup>[5-6]</sup>;神经网络法具有非线性映射的特点,可以有效解决ECT系统的软场问题,但此种方法在噪声干扰存在的情况下具有流型辨识准确率较低的缺点<sup>[7-8]</sup>;特征提取算法通过提取原始测量数据的特征信息进行流型辨识,这种方式对判断简单的流型比较有效,但是对于复杂流型或者有噪声的数据识别效果非常不好<sup>[9-10]</sup>。

近年来,Donoho等人针对稀疏性信号,在信号逼近和稀疏分解等理论的基础上建立了压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论框架<sup>[11]</sup>。该理论的突出优点是在信号获取的同时,就对数据进行适当的压缩,其采样频率用比采样定理要求的更低的频率去采集数据,但能够精确地恢复特定的信号或图像,从而避免了大量数据的采集,节省了存储空间,同时又包含了足够的信息量。目前,研究人员已经在合成孔径雷达成像<sup>[12]</sup>、无线传感器网络<sup>[13]</sup>、水下监测<sup>[14]</sup>等诸多领域对压缩感知开展了广泛的应用研究。

本文将从ECT系统中获得的测试电容信号

进行归一化处理,并把它们表示为训练样本集的过完备字典稀疏线性组合以满足压缩感知理论的前提条件。然后根据压缩感知思想建立最小L0范数下的数学模型,通过求解这个数学模型得到测试电容信号在训练样本集投影下的稀疏解,此稀疏解可作为ECT流型辨识的依据。

## 2 ECT流型辨识问题

### 2.1 ECT系统的基本原理

ECT系统的工作机理是:被测管道内介质分布的变化引起电容值的变化,通过测量电容值的变化来重建管道内的介质分布,从而实现对多相流参数的检测。典型的ECT系统包含3部分:电容传感器阵列、数据采集系统、成像计算机,其组成如图1所示。

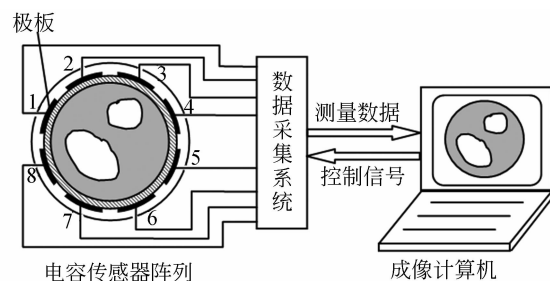


图1 ECT系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of ECT system

其中:电容传感器阵列用来将管道内中的物场信号转换成电容信号;数据采集系统可以产生激励信号并将其输送给电容传感器,然后对其产生的输出信号进行处理;最后再由成像计算机完成图像的重建和显示。

### 2.2 ECT的流型辨识

对于气固两相流体来说,当其经充分发展而形成稳定流态后,管道截面上的介质分布也就随之固定了。典型的两相流流型有层流、环流、核心流、泡状流、满管和空管等,每种流型在管道截面

上均对应不同的介质分布。在 ECT 系统中,通过电容传感器阵列采集到的电容数据就直接反映了管道截面的介电常数分布,因此可以把这些电容数据作为判别流型的依据。

$P$  个极板的 ECT 系统可提供  $P(P-1)/2$  个电容测量值,故 8 极板 ECT 系统可提供 28 个电容测量值。对于 ECT 系统测得的电容数据,首先要进行数据归一化处理,目的是为了能够得到反映介质的电容变化量和减少计算中的误差,并使数据无量纲化。ECT 电容数据归一化的方法如下:

$$\lambda = \frac{C - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}}, \quad (1)$$

其中:  $C$  为电容传感器阵列获得的测量电容数据,  $C_{\min}$  为空管时电容,  $C_{\max}$  为满管时电容,  $\lambda$  为归一化的电容向量。本文所采用的电容数据都是经过归一化处理的。

### 3 基于压缩感知理论的 ECT 流型辨识方法

#### 3.1 压缩感知的基本原理

压缩感知理论的前提条件是信号具有稀疏性或者可压缩性,而现实中的信号往往是不稀疏的,为了使信号能够满足压缩感知理论,根据正交变换的性质,通常采取的做法是对信号进行正交变换,使之稀疏或者可压缩<sup>[15-16]</sup>。

对于长度为  $N$  的离散信号  $y$ ,由信号理论可知  $y$  能够用一组基  $\psi = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N\}$  的线性组合来表示,即:

$$y = \sum_{n=1}^N \psi_n s_n = \psi s, \quad (2)$$

其中:  $\psi$  为  $N \times N$  的正交矩阵,  $s$  为  $N \times 1$  的系数向量。当  $s$  仅有  $K \ll N$  个非零系数时,信号  $y$  在基  $\psi$  上是稀疏的,稀疏度为  $K$ ;称基  $\psi$  为信号  $y$  的稀疏基。

压缩感知的核心是线性测量过程,通过非相关测量将信号  $y$  投影到一组低维的测量向量  $z$  上,即:

$$z = \Phi y = \Phi \psi s, \quad (3)$$

其中:  $z$  为  $M \times 1 (M < N)$  的向量,  $\Phi$  为  $M \times N$  的测量矩阵。这里为了保证重建算法的收敛性,使

得  $K$  个系数能够由  $M$  个测量值准确地恢复,测量矩阵必须满足 RIP 准则,RIP 准则的等价条件是测量矩阵  $\Phi$  和稀疏基  $\psi$  不相关<sup>[17-18]</sup>。

由于信号测量值维数  $M$  小于信号维数  $N$ ,直接求解式(3)是一个病态问题,所以无法直接从  $z$  中解出信号  $y$ 。但由于  $s$  是  $K$  稀疏的向量,即仅有  $K$  个非零系数,而且  $K < M < N$ ,那么可以通过求解式(3)的逆问题得到稀疏系数  $s$ ,进而通过式(2)重构信号  $y$ 。重建信号最直接的方法是通过  $L_0$  范数下求解最优化问题:

$$\min \|s\|_{l_0} \quad s. t. \quad z = \Phi \psi s. \quad (4)$$

由于最优重构信号的求解计算复杂度很高,通常采用匹配追踪算法(MP)来寻找可接受复杂度下的近似解,即次优解。

#### 3.2 ECT 测量电容信号的稀疏表示

ECT 系统中,给定  $k$  类流型的测量电容数据组成训练样本集,记第  $i$  类流型的训练集  $E_i$  共有  $n_i$  个样本,表示为:

$$E_i = [v_1, v_2, \dots, v_{n_i}] \in \mathbf{R}^{m \times n_i}, \quad (5)$$

其中:  $v_j \in \mathbf{R}^{m \times 1} (j=1, 2, \dots, n_i)$  表示第  $i$  类流型中的第  $j$  个训练样本,即 ECT 系统从第  $i$  类流型获取的测量电容向量;  $m$  为测量电容向量维数,8 极板 ECT 系统有  $m=28$ 。则所有  $k$  类流型组成的训练样本集为:

$$E = [E_1, E_2, \dots, E_k] \in \mathbf{R}^{m \times n}, \quad (6)$$

其中:  $n = n_1 + n_2 + \dots + n_k$ 。

对于第  $i$  类流型,若训练集  $E_i$  完备或者过完备,则此类流型的任意测量电容向量  $\lambda$  可由其训练集  $E_i$  线性表示:

$$\lambda = \alpha_1 v_1 + \alpha_2 v_2 + \dots + \alpha_{n_i} v_{n_i} = E_i \alpha, \quad (7)$$

其中:系数  $\alpha_j (j=1, 2, \dots, n_i)$  为实数,  $\alpha \in \mathbf{R}^{n_i \times 1}$  为系数向量。

在实际应用中,由于无法预知任意测量电容向量  $\lambda$  的归属类,可以考虑将其重新表示为  $k$  类流型组成的训练样本集  $E$  的线性组合:

$$\lambda = E x_0, \quad (8)$$

式中:  $x_0 = [0 \dots 0, \alpha_1, \alpha_2 \dots \alpha_{n_i}, 0 \dots 0] \in \mathbf{R}^{n \times 1}$  为稀疏向量,仅有测量电容向量  $\lambda$  对应的第  $i$  类流型相应位置的系数可能是非零值,其余均为 0。至此,由 ECT 系统获得的测量电容信号  $\lambda$  就可由以训练样本集组成的过完备字典变换基  $E$  来稀疏表示。这样就使得 ECT 测量电容信号满足了压缩感知理论的前提条件。

### 3.3 基于压缩感知的 ECT 流型辨识算法

压缩感知理论表明,为了准确地重构出原始信号,测量矩阵必须满足 RIP 准则,RIP 准则的等价条件是测量矩阵和稀疏基不相关。已经证明,当以  $d \times m$  维的随机高斯矩阵作为测量矩阵时,只要满足条件:  $d \geq cK \log(m/K)$  (其中  $c$  是一个很小的数,  $K$  为原始信号的稀疏度),此测量矩阵在极大概率下满足 RIP 准则<sup>[19]</sup>。

设有随机高斯矩阵作为测量矩阵  $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{d \times m}$ , 则根据压缩感知思想,针对以测量电容向量  $\lambda$  作为原始信号的线性测量过程为:

$$\hat{\lambda} = \mathbf{B}\lambda = \mathbf{B}\mathbf{E}\mathbf{x}_0, \quad (9)$$

其中:  $\hat{\lambda}$  为观测值,是  $d \times 1$  的向量。由于观测向量  $\hat{\lambda}$  的维数  $d$  远小于稀疏信号  $\mathbf{x}_0$  的维数,直接求解公式(9)是一个病态问题,可以考虑将其转换为如公式(10)所示的数学模型:

$$\mathbf{x}_0 = \operatorname{argmin} \|\mathbf{x}_0\|_{l_0} \quad \text{s. t.} \quad \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{B}\mathbf{E}\mathbf{x}_0. \quad (10)$$

这样就可以通过压缩感知的信号重构算法来求解此  $L_0$  范数下的最优化问题,从而得到测量电容向量  $\lambda$  的对应于训练样本集组成的过完备字典变换基  $\mathbf{E}$  的稀疏解。

为了确定 ECT 系统的测量电容向量  $\lambda$  的所属流型,对每一个测试样本应用式(10)计算获得稀疏解  $\mathbf{x}_0$ 。理想状况下,  $\mathbf{x}_0$  中非零元素的坐标对应于样本所属流型在训练样本集  $\mathbf{E}$  中对应列的坐标,但是由于噪声和模型误差的影响从而会导致  $\mathbf{x}_0$  中其他坐标处也会出现较小的非零值。基于此,在每类流型中定义一组样本组成标准样本集  $\boldsymbol{\delta} = [\delta_1, \delta_2 \cdots \delta_k]$ , 同样利用式(10)计算每一个标准样本  $\delta_i (i=1, 2, \cdots k)$  的稀疏解  $\mathbf{x}_i$ , 最后通过计算  $\mathbf{x}_0$  与  $\mathbf{x}_i$  的线性相关程度来确定测试样本的归属流型,从而达到流型辨识的目的。

相关系数是衡量变量之间线性相关程度的指标,其计算方法如式(11)所示:

$$\rho_{\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_i} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_i)^2}}, \quad (11)$$

其中:  $\bar{\mathbf{x}}_0$  和  $\bar{\mathbf{x}}_i$  分别为  $\mathbf{x}_0$  和  $\mathbf{x}_i$  的平均值。根据公式(11)分别计算测试样本与所有标准样本对应的稀疏解之间的线性相关系数,并将最大相关系数

所对应的流型确定为测试样本的归属流型。

### 3.4 流型辨识算法的实现步骤

基于压缩感知的 ECT 流型辨识算法的具体实现步骤如下:

Step 1 初始化:设定  $k$  类典型流型,将其归一化后的测量电容信号作为标准样本  $\boldsymbol{\delta}$ ;在每类典型流型的基础上以调整介质分布和叠加高斯白噪声的方式来生成训练样本集  $\mathbf{E}$ ;待测流型的归一化测量电容信号作为测试样本  $\lambda$ 。

Step 2 线性测量过程:从标准正态分布  $N(0, 1)$  中独立地随机抽取元素组成测量矩阵,并根据公式(9)分别求得测试样本和标准样本的观测值。

Step 3 求稀疏解:根据公式(10)的数学模型,采用压缩感知信号重构算法如匹配追踪算法(MP)分别求出测试样本和标准样本在过完备训练样本集  $\mathbf{E}$  投影下的稀疏解。

Step 4 流型辨识:根据公式(11)分别计算测试样本与所有标准样本对应的稀疏解之间的线性相关系数,并将最大相关系数所对应的流型确定为测试样本的归属流型。

### 3.5 流型辨识算法时间复杂度分析

本文算法分为 4 个独立的步骤,首先是初始化步骤,需要对待测样本、标准样本和训练样本集分别进行归一化操作,假设训练样本集有  $k$  类,训练样本总数为  $n$ ,测量电容向量的维数为  $m$ ,则所需的计算量为  $(1+k+n)m$ ;然后是线性测量步骤,需要进行生成测量矩阵和线性测量两项操作,测量矩阵的维数是  $d \times m$ ,则所需计算量为  $2d \times m$ ;再就是求稀疏解步骤,采用匹配追踪算法(MP)求稀疏解,假设稀疏度为  $r (r < m < n)$ ,则其计算量为  $r \times m \times n$ ;最后是流型辨识步骤,需要计算相关系数,计算量为  $n$ 。所以本文算法的总计算量为:  $[1+k+2d+(r+1)n]m+n$ 。由于参数  $k, d, r, n$  均为算法设定的常数,由于测量电容向量的维数  $m$  可以看作是流型辨识问题的规模,所以本文算法的时间复杂度为:  $T(m) = O(m)$ 。

## 4 仿真实验与结果

为了验证利用本文方法进行 ECT 流型辨识的有效性,选取了常见的 8 种流型:1/3 层流、1/2 层流、2/3 层流、满管、环流、核心流、泡状流和空管进行测试,欲辨识的 8 种流型如图 2 所示。将

这 8 种流型归一化后的测量电容信号作为标准样

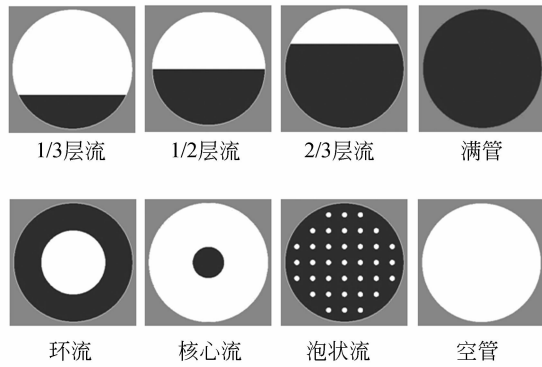


图 2 流型示意图

Fig. 2 Diagram of flow patterns

本,然后通过调整介质分布和叠加随机噪声的方式来生成训练样本集,每种流型的训练样本数为 100 个。ECT 系统选为 8 极板传感器系统,被测管道为圆形管道,密相介质和稀相介质的介电常数分别为 3 和 1,在图 2 中分别对应黑色和白色的区域。

图 3 则显示了以 1/2 层流为测试样本的流型识别过程,此过程主要分为两大步:第一步,求出测试样本和标准样本在过完备训练样本集 E 投影下的稀疏解;第二步,比较测试样本与所有标准样本对应的稀疏解之间的线性相关系数,将最大相关系数所对应的标准样本的流型作为测试样本的归属流型。

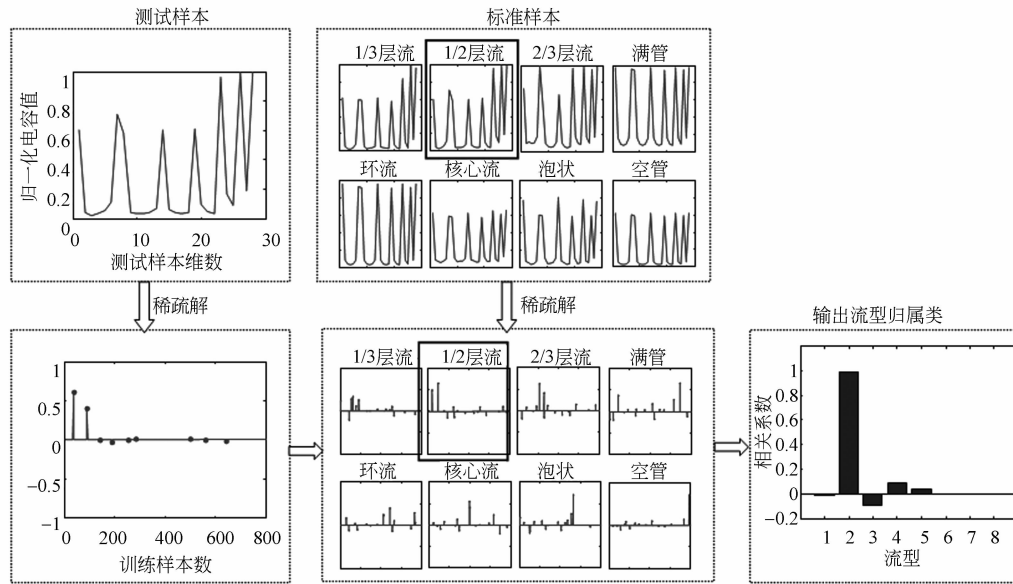


图 3 利用本文方法的流型识别过程

Fig. 3 Process of flow pattern identification by proposed method

表 1 本文方法的流型辨识统计结果

Tab. 1 Statistical results of flow pattern identification for ECT by proposed

流型	测试样本数为 100		
	正确辨识数		
	无噪声	信噪比 40 dB	信噪比 20 dB
1/2 层流	100	98	97
1/3 层流	100	100	100
2/3 层流	100	100	98
核心流	100	99	97
环状流	100	100	100
泡状流	100	100	98
满管流	100	100	100
空管流	100	97	95
平均正确率(%)	100	99.25	98.12

表 1 为利用本文方法进行 ECT 流型辨识的实验测试结果,其中每种流型的测试样本数和训练样本数均为 100 个。在无噪声、40 dB、20 dB 信噪比下的分类准确率依次为 100%、99.25% 和 98.12%。从表 1 可以看出随着信噪比的降低,流型辨识的准确率有所降低,但平均辨识精度依然达到 98% 以上。

### 5 结 论

本文在分析 ECT 流型辨识问题的基础上,结合压缩感知的基本原理,提出一种基于压缩感知

理论的 ECT 流型辨识方法。该方法首先将归一化后的测量电容信号用训练样本集进行稀疏表示,用于满足压缩感知理论的基本要求,即原始信号的稀疏性。然后以随机高斯矩阵作为测量矩阵对样本进行采样并建立  $L_0$  范数下的最优化数学模型,以压缩感知的信号重构算法求取各样本对应于训练样本集的稀疏解。最后根据待测样本和标准样本稀疏解之间的线性相关程度来判别待测

流型的归属种类。对 8 种典型流型进行仿真实验的结果表明,在无噪声、40 dB、20 dB 信噪比下的流型辨识准确率依次为 100%、99.25% 和 98.12%。可见本文方法具有较强的抗噪声干扰能力,流型辨识精度基本上能满足工业生产的要  
求。这也为 ECT 流型辨识技术的研究提供了新的途径和手段。

### 参考文献:

- [1] 吴新杰,黄国兴,王静文. 粒子滤波算法在 ECT 图像重建中的应用[J]. 光学精密工程, 2012, 20(8): 1824-1830.  
WU X J, HUANG G X, WANG J W. Application of particle filtering algorithm to image reconstruction of ECT[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(8): 1824-1830. (in Chinese)
- [2] 陈宇,高宝庆,张立新,等. 基于加权奇异值分解截断共轭梯度的电容层析图像重建[J]. 光学精密工程, 2010, 18(3): 701-707.  
CHEN Y, GAO B Q, ZHANG L X, *et al.*. Image reconstruction based on weighted SVD truncation conjugate gradient algorithm for electrical capacitance tomography [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 701-707. (in Chinese)
- [3] WANG L, HUANG Z Y, WANG B L, *et al.*. Flow pattern identification of gas-liquid two-phase flow based on capacitively coupled contactless conductivity detection [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61(5): 1466-1475.
- [4] 龙军,冀海峰,王保良,等. 经验模态分解和小波分析在小通道气液两相流流型辨识中的应用[J]. 高校化学工程学报, 2011, 25(5): 759-764.  
LONG J, JI H F, WANG B L, *et al.*. Application of empirical mode decomposition and wavelet analysis to small channel gas-liquid two-phase flow pattern identification [J]. *Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities*, 2011, 25(5): 759-764. (in Chinese)
- [5] 黄晓微,陈伟民,章鹏,等. 基于 K-最近邻算法的挠度传感器有效度研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(5): 1090-1095.  
HUANG X W, CHEN W M, ZHANG P, *et al.*. Research on deflection sensor validity based on K-neighbor algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(5): 1090-1095. (in Chinese)
- [6] ACI M, AVCI M. K nearest neighbor reinforced expectation maximization method [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(10): 12585-12591.
- [7] 吴新杰,刘石,许起. 基于神经网络和 D-S 证据理论辨识两相流流型[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(11): 43-45.  
WU X J, LIU S, XU C, *et al.*. Two-phase flow pattern identification based on neural networks and D-S evidence theory [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2009, 28(11): 43-45. (in Chinese)
- [8] CHAKRABARTI D P, PILGRIM A, SASTRY M K S, *et al.*. Identification of liquid-liquid flow pattern in a horizontal pipe using artificial neural networks [J]. *Chemical Engineering Communications*, 2011, 198(2): 273-285.
- [9] 王莉莉,乔立勇,陈宇,等. 基于特征提取和 RBF 神经网络的 ECT 流型辨识[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(5): 175-178.  
WANG L L, QIAO L Y, CHEN Y, *et al.*. Flow pattern identification based on feature extraction and RBF neural network for electrical capacitance tomography [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(5): 175-178. (in Chinese)
- [10] HAN J, DONG F, XU Y Y. Entropy feature extraction on flow pattern of gas/liquid two-phase flow based on cross-section measurement [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2009, 147(1): 1742-6588.
- [11] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [12] JI J, LI X, WANG Q. A synthetic aperture radar

- image compression algorithm based on compressed sensing [J]. *Advanced Science Letters*, 2012, 7(3):320-322.
- [13] WANG X, ZHAO Z F, XIA Y, *et al.*. Compressed sensing for efficient random routing in multi-hop wireless sensor networks [J]. *International Journal of Communication Networks and Distributed Systems*, 2011, 7(3):275-292.
- [14] FAZEL F, FAZEL M, STOJANOVIC M. Compressed sensing in random access networks with applications to underwater monitoring [J]. *Physical Communication*, 2012, 5(2):148-160.
- [15] 石文轩, 李婕. 最小化预测残差的图像序列压缩感知[J]. *光学 精密工程*, 2012, 20(9): 2095-2102.  
SHI W X, LI J. Image sequence compressed sensing by minimizing prediction errors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(9): 2095-2102. (in Chinese)
- [16] HONG M J, YU Y Y, WANG H, *et al.*. Compressed sensing MRI with singular value decomposition-based sparsity basis [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2011, 56(19):6311.
- [17] BARANIUK R, DAVENPORT M, DEVORE R, *et al.*. A simple proof of the restricted isometry property for random [J]. *Matrices Constructive Approximation*, 2008, 28(3): 253-263.
- [18] 刘欣悦, 董磊, 王建立. 稀疏采样傅里叶望远镜成像[J]. *光学 精密工程*, 2010, 18(3): 521-527.  
LIU X Y, DONG L, WANG J L. Fourier telescope imaging via sparse sampling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 521-527. (in Chinese)
- [19] 沈跃, 刘国海, 刘慧. 随机降维映射稀疏表示的电能质量扰动多分类研究[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(6): 1371-1376.  
SHEN Y, LIU G H, LIU H. Study on classification method of power quality disturbances based on random dimensionality reduction projection and sparse representation [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(6):1371-1376. (in Chinese)

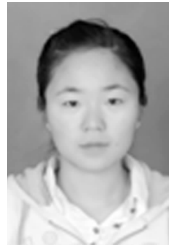
#### 作者简介:



吴新杰(1964—),男,辽宁沈阳人,博士,教授,1986年和1989年于哈尔滨工业大学分别获得学士和硕士学位,2001年于东北大学获得博士学位,主要从事层析成像技术、信号处理方法及其应用等方面的研究。E-mail: wuxinjie@lnu.edu.cn



黄国兴(1986—),男,江西上高人,硕士研究生,2010年于北京科技大学获得学士学位,主要从事层析成像技术、信号处理方法及其应用等方面的研究。E-mail: lnuhgx@163.com



王静文(1988—),女,辽宁锦州人,硕士研究生,2011年于牡丹江师范学院获得学士学位,主要从事层析成像技术、群智能算法等方面的研究。E-mail: wangjingwenhappy@126.com

(版权所有 未经许可 不得转载)