

基于信号稀疏性的 EMT 流型辨识

王静文, 王 旭

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 针对电磁层析成像流型识别率低的问题, 提出基于信号稀疏性的 EMT 流型辨识方法. 在 Maxwell 方程组电磁感应原理基础之上, 用 Comsol 有限元仿真软件建立了带有 8 个电磁线圈的仿真模型. 首先建立了几种不同流型的仿真模型并测量其电压值, 将测量电压归一化后作为 EMT 流型辨识的判别依据; 然后将其表示为稀疏性组合; 最后通过信号稀疏性建立的数学模型求得最优解, 从而实现流型归属. 实验结果表明: 本文方法能对环流、核心流等进行识别, 且识别率较高, 是一种值得进一步研究和推广的方法.

关 键 词: 电磁层析成像; 流型辨识; 信号稀疏性; 采样; 相关系数

中图分类号: TP 391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2016)01-0011-04

Flow Pattern Identification of EMT Based on Signal Sparseness

WANG Jing-wen, WANG Xu

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: WANG Jing-wen, E-mail: wangjingwenhappy@126.com)

Abstract: In view of lower recognition rate of traditional methods in flow pattern identification of electromagnetic tomography (EMT), a flow pattern identification method of EMT was proposed based on signal sparseness. On the base of Maxwell's electromagnetic induction equations principle, Comsol multiphysics software was used for the simulation of EMT system, which was composed of eight electromagnetic sensors. Firstly, simulation models of several flow pattern were established and the voltage values were measured, and the measurement voltages were normalized and represented as the basis of identification of electromagnetic tomography (EMT) as well. Then normalized voltage was represented as a sparse combination. Finally, the optimal solution was obtained to realize flow pattern. The experimental results show that the method can identify circulation, the core flow, etc., and the recognition rate is higher, which is worthy of further research and extension methods.

Key words: electromagnetic tomography; flow pattern identification; signal sparseness; sampling; correlation coefficient

电磁层析成像技术 (electromagnetic tomography, EMT) 是建立在 Maxwell 方程组的电磁理论基础上的电学式成像技术^[1], 由于其具有非侵入、可视化、响应快、无污染以及成本低、易于安装维护和扩展等优点, 成为国内外广泛研究的热点^[2]. 其中 EMT 监测系统流型辨识技术是电磁层析成像领域中一个重要的研究方向. 流型是一个表示流体结构的重要参数^[3]. 流体会受到管道压力、流动速度以及不同流体间的

相互作用等多种因素的影响, 导致流型不断发生变化. 这些变化不仅影响检测参数, 而且还会对系统运行的稳定与效率造成影响. 在两相流系统中, 通过研究 EMT 流型辨识技术不仅可以对流型进行预测和辨别, 而且可以对生产过程进行实时控制、故障诊断, 因此研究 EMT 流型辨识技术具有良好的发展前景和非常重要的意义^[4].

目前, 流型辨识算法的研究已经取得了不少成果, 主要有最近邻识别法、 K 近邻识别法^[5]、特

收稿日期: 2014-11-23

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (N130404004).

作者简介: 王静文 (1988-), 女, 辽宁锦州人, 东北大学博士研究生; 王 旭 (1956-), 男, 辽宁沈阳人, 东北大学教授, 博士生导师.

征提取法^[6]、模糊模式识别法以及神经网络法^[7]等。其中前两种算法的准确度都不够高;特征提取法是通过人工提取特征参数的,因此具有很大的局限性;模式识别算法和神经网络算法在进行 EMT 流型辨识之前,需要准备大量的训练样本,且训练时间较长,抗干扰能力差。因此,从目前 EMT 流型辨识的研究情况来看,急需一种辨识准确率高、抗干扰能力强的流型辨识算法,来满足工业生产中两相流流型辨识的需求。

本文首先在 EMT 系统中测量待测流型的电压值,并将其归一化处理,然后表示为训练样本集的稀疏线性组合^[8],再根据信号的稀疏性建立一个最小 L_1 范数下的数学模型,从而求得最优解,即测试样本的稀疏解,以此作为判别流型的重要依据。

1 EMT 流型辨识的基本原理

1.1 EMT 系统的基本原理

电磁层析成像技术是建立在 Maxwell 方程组电磁感应原理基础之上的一种新型电学成像技术。通过对激励线圈施加时变的交变电流,在激励线圈周围产生一个时变的磁场,在该磁场作用下检测线圈的磁场强度变化,然后获取检测线圈变化量中包含的相关信息,利用相应的数学算法对该相关信息进行处理,处理后的数据传入成像计算机,来完成物场内的磁导率或电导率的流型分布图。图 1 展示了典型的电磁层析成像监测系统。

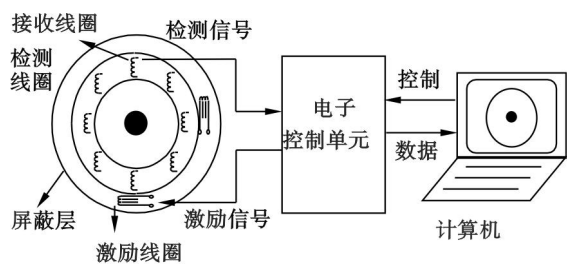


图 1 EMT 系统结构图
Fig. 1 Structure diagram of EMT system

EMT 实质是对时谐涡流场中的边值问题求解^[9]:

$$\frac{1}{\mu} \nabla^2 \mathbf{A} = -\mathbf{J}_s + j\omega\sigma\mathbf{A} \quad (1)$$

其中: \mathbf{A} 代表矢量磁位; σ 代表电导率; μ 代表磁导率; \mathbf{J}_s 代表线圈电流密度。利用有限元方法求式(1)的边值问题相当于求解极值的变分问题:

$$\min \Phi(\mathbf{A}) = \frac{1}{2\mu_0} \int_{\Omega} \left[\left(\frac{\partial \mathbf{A}}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \mathbf{A}}{\partial y} \right)^2 \right] dx dy +$$

$$\frac{j\omega\sigma}{2} \int_{\Omega} (\mathbf{A})^2 dx dy - \int_{\Omega} \mathbf{J}_s \cdot (\mathbf{A})^2 dx dy \quad (2)$$

通过离散后,化为求解节点矢量磁位值的矩阵方程:

$$\mathbf{K}\mathbf{A} + j\mathbf{T}\mathbf{A} = \mathbf{P} \quad (3)$$

其中: \mathbf{K} 与 \mathbf{T} 代表系数矩阵; \mathbf{P} 代表 \mathbf{J}_s 所确定的激励矩阵。求解式(3)可获得被测模型内的矢量磁位 \mathbf{A} 。检测线圈上的感应电压表示为

$$\mathbf{V} = j\omega \int \mathbf{A} \cdot d\mathbf{l} \quad (4)$$

1.2 EMT 的流型辨识

目前环流、核心流、空管流和满管流是大部分实际生产线上的两相流流型。流型决定了管道截面电导率分布情况,管道截面的电导率分布直接影响管道壁上传感器采集到的独立测量电压数据。因此,利用这些由 EMT 监测系统测量的电压值作为流型判别的重要依据。

为了方便计算以及缩小系统测量数据与理论数据间的误差,对 EMT 系统测得的电压数据,必须要经过归一化处理。其中,测量电压的归一化公式为

$$\kappa_{ij} = \frac{(V_{ij} - V_{ij(\text{空})})}{\Delta V_{ij}} \quad (5)$$

式中: V_{ij} 是 EMT 系统中的电磁传感器线圈对 $i-j$ 之间的电压值; $\Delta V_{ij} = V_{ij(\text{满})} - V_{ij(\text{空})}$, 其中 $V_{ij(\text{空})}$, $V_{ij(\text{满})}$ 依次是空场与满场的电磁线圈对 $i-j$ 之间测得的电压值。

2 基于信号稀疏性的 EMT 流型辨识法

2.1 信号的稀疏性

假设在一个有限实数的空间内有一个含有 N 个信息量的信号 \mathbf{x} , $\psi_i (i=1, 2, \dots, N)$ 是空间内的一组基向量,于是可以把 \mathbf{x} 表示成

$$\mathbf{x} = \sum_{n=1}^N \psi_n s_n = \boldsymbol{\psi} \mathbf{s} \quad (6)$$

其中: $\boldsymbol{\psi} = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N\}$ 是一个维度为 $N \times N$ 的矩阵; \mathbf{s} 是信号 \mathbf{x} 在 $\boldsymbol{\psi}$ 域上的稀疏矩向量,其维度为 $N \times 1$ 。当 \mathbf{s} 有且仅有 $K \ll N$ 个非零数时,可称信号 \mathbf{x} 在域 $\boldsymbol{\psi}$ 上是 K 项稀疏的^[10];在图 2 中形象地展示了信号 \mathbf{x} 在 $\boldsymbol{\psi}$ 域上的稀疏表示。

2.2 EMT 电压信号的稀疏表示

在 EMT 监测系统中,测出每类典型流型的电压值,并将其归一化处理后组成训练样本集,每类典型流型中都包含 n_i 个样本值,则第 i 类流型的训练集 $\boldsymbol{\Phi}_i$:

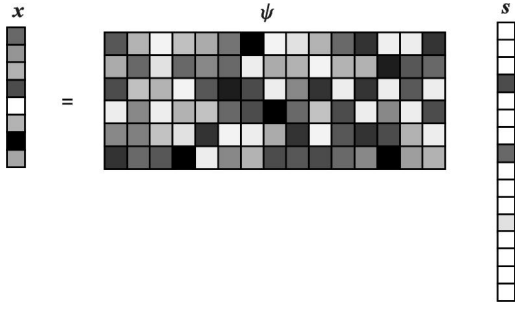


图 2 信号稀疏矩阵图

Fig. 2 Schematic diagram of signal sparse matrix

$$\Phi_i = [v_1, v_2, \dots, v_{n_i}] \in \mathbf{R}^{m \times n_i}. \quad (7)$$

其中: $\mathbf{R}^{m \times 1}$ 为有限实数离散空间; $v_j \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ ($j = 1, 2, \dots, n_i$) 表示第 j 个训练样本; 每个流型的训练样本集:

$$\Phi = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_k] \in \mathbf{R}^{m \times n}. \quad (8)$$

其中, $n = n_1 + n_2 + \dots + n_k$.

在第 i 类流型中, 若 Φ_i 完备或者过完备, 则归一化电压向量 κ 可由 Φ_i 线性表示:

$$\kappa = \alpha_1 v_1 + \alpha_2 v_2 + \dots + \alpha_{n_i} v_{n_i} = \Phi_i \alpha. \quad (9)$$

其中, α_i ($j = 1, 2, \dots, n_i$) 为实数, $\alpha \in \mathbf{R}^{n_i \times 1}$ 为有限实数空间内的系数向量.

把归一化电压向量 κ 表示成所有流型组成的训练样本集 Φ 的线性组合形式:

$$\kappa = \Phi x_0. \quad (10)$$

式中, $x_0 = [0, \dots, 0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n_i}, 0, \dots, 0] \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 表示稀疏向量, 其中只有非零值对应着归一化电压向量 κ . 所以, 归一化电压值就能用以训练样本集组成的过完备字典变换基 Φ 来稀疏表示. 通过以上方法 EMT 监测系统测量的电压值经归一化后就达到了稀疏信号的前提条件.

2.3 算法实现

将待测流型的电压值归一化处理, 用 κ 表示, 代入式(10), 由于 κ 的维数 d 比稀疏信号 x_0 的维数小得多, 因此式(10)是一个欠定方程组. 求解式(10)最直接的方法是将其转换为如式(11)所示的最小 L_0 范数的数学模型:

$$\left. \begin{aligned} x_0 &= \operatorname{argmin} \|x_0\|_{L_0}, \\ \text{s. t. } y &= \Phi x_0. \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

L_1 最小范数下在一定条件下和 L_0 最小范数具有等价性, 可得到相同的解, 因此可以将式(9)转化为 L_1 最小范数下的最优化问题:

$$\left. \begin{aligned} x_0 &= \operatorname{argmin} \|x_0\|_{L_1}, \\ \text{s. t. } y &= \Phi x_0. \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式(12)可由基追踪算法 (BP) 求解得最优解. 在求解出稀疏信号 x_0 以后, 即可通过该稀疏向量中

非零值的位置来确定待测电压信号的所属流型.

2.4 流型辨识算法的实现步骤

具体实现步骤如下:

步骤 1 初始化: 设定 k 类经典流型, 把 Comsol 中测得的每个标准流型电压值进行归一化处理;

步骤 2 生成训练样本集: 通过调整被测物场内含有的电导率或磁导率的物质分布和通过叠加高斯白噪声这两种方式来生成训练样本集 Φ ;

步骤 3 稀疏表示: 测试样本是待测流型的归一化电压值 κ , 通过式(10), κ 就可以由训练样本集 Φ 来稀疏表示;

步骤 4 求稀疏解: 根据式(12), 并采用基追踪算法 (BP) 即可求出测试样本在过完备训练样本集 Φ 投影下的稀疏解 x_0 ;

步骤 5 流型辨识: 根据稀疏解 x_0 中非零值的位置来确定待测电压信号的所属流型.

该算法的流程图如图 3 所示:

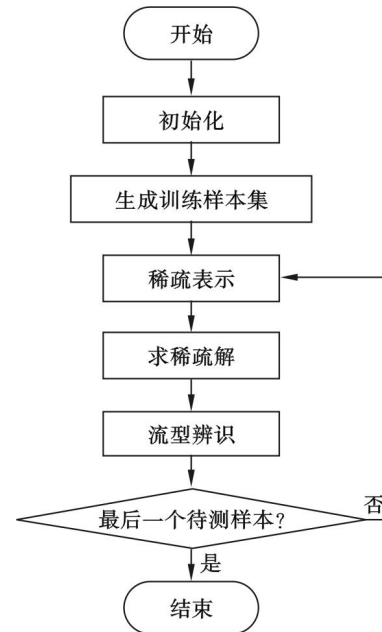


图 3 算法的流程图

Fig. 3 Schematic diagram of the proposed algorithm

3 仿真实验与结果

本文是用 Comsol 有限元仿真软件, 仿真带有 8 个电磁传感器线圈的 EMT 监测系统, 从中测得常见的 4 种经典流型: 环流、核心流、满管和空管, 如图 4 所示. 每种流型的训练样本数为 100 个.

为了模拟真实测量值, 对每一种流型分别用无噪声, 30 dB 和 5 dB 在 100 组样本中进行实验, 得到流型辨识的识别精度的统计结果如表 1 所示.

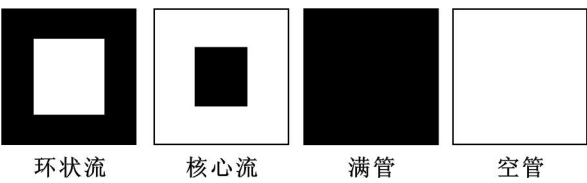


图 4 流型示意图

Fig. 4 Schematic diagram of flow patterns

表 1 辨识度对比表

Table 1	The statistical results of identification			%
流型	无噪声	信噪比 30 dB	信噪比 5 dB	
环状流	100	98	91	
核心流	100	95	95	
满管流	100	100	100	
空管流	100	100	100	
平均正确率	100	96.5	93	

从表 1 中可以看出:本文方法的识别效率在无噪声、信噪比 30 dB 和信噪比 5 dB 的情况下的正确率是呈下降趋势的,但平均正确率在 93% 以上. 这表明本文方法并没有丢失所包含的信息,而且对流型辨识的效率有了显著的提高.

4 结 语

本文从 Comsol 仿真软件中设置一种含有 8 个电磁传感器线圈的 EMT 仿真监测系统,从中提取出 4 种典型流型的电压值,归一化处理后用于流型辨识的仿真实验,实验结果表明,本文方法适合于大众典型流型的识别. 由此可见,本文的流型辨识算法辨识准确率较高且抗噪声干扰能力较强,是一种值得进一步研究和推广的方法.

参考文献:

[1] Griffiths H. Magnetic induction tomography [J]. *Measurement Science and Technology*,2001,12(8):1126 – 1131.

[2] Stephen J T,Clive E D. The effect of pipeline location on acoustic measurement of gas-solid pipeline flow [J]. *Flow Measurement and Instrumentation*,2000,31(11):165 – 169.

[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] Ou C H, Wei C, Ma Z G. Quantitative identification and analysis of sub-seismic extensional structure system; technique schemes and processes [J]. *Journal of Geophysics and Engineering*,2015,12(3):502 – 510.

[5] Aci M,Avci M K. Nearest neighbor reinforced expectation maximization method [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011,38(10):12585 – 12591.

[6] 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):012041. DOI:10. 1088/1742 – 6596/147/1/012041.

[7] 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.

[8] Saligrama V, Zhao M Q. Threshold basis pursuit: LP algorithm for order-wise optimal support recovery for sparse and approximately sparse signals from noisy random measurements [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*,2011,57(3):1567 – 1586.

[9] Hollaus K,Magele C,Merwa R, et al. Numerical simulation of the eddy current problem in magnetic induction tomography for biomedical applications by edge elements [J]. *IEEE Transactions Magnetics*, 2004,40(3):623 – 626.

[10] Candès E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing matrices [J]. *Comptes Rendus Mathématique*,2008,346(9/10):589 – 592.