

一种泥浆脉冲压力传感器信号的融合算法

李传伟¹ 慕德俊¹ 李安宗²

(西北工业大学自动化学院 西安 710072)¹ (中国石油集团测井有限公司 西安 710061)²

摘要 针对泥浆脉冲信号传输复杂环境和采集信号的特点,提出多传感器探测泥浆脉冲信号的思想,研究了基于统计方法理论的信号间可靠性度量,并推导出信号间关系矩阵的确定方法。利用综合支持度最优数据融合方法,实现对实验数据的仿真处理和现场采集数据处理。分析结果表明,该方法克服了单传感器信号不确定性的困难,有效消除了信号中的干扰和噪声,能够很好地恢复原始编码数据,满足随钻测井的要求。

关键词 泥浆脉冲信号,多传感器,数据融合,关系矩阵,仿真处理,去噪

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

Algorithms of Multi-sensor Data Fusion for the Mud Pulse Signal

LI Chuan-wei¹ MU De-jun¹ LI An-zong²

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)¹

(China Petroleum Logging Company, Xi'an 710061, China)²

Abstract According to the acquisition and transmitting conditions while drilling, the idea of detecting the signals by means of multi-sensors was proposed to get more accurate data, the reliability of sensors and the relation matrix between multi-sensors were also researched based on the fuzzy theory. The optimal methods of data fusion based on synthesis were presented to process both the example and real data. The processing results imply that the method has exhibited the abilities to reduce uncertainty and noises encountered in single-sensors detection, which ensures its application in the measure while drilling system in oil field.

Keywords Mud pulse signal, Multi-sensor, Data fusion, Relation matrix, Simulation processing, De-noising

随着油田勘探开发的加快,水平井和定向井任务越来越多,随钻测井技术以其能在地层液体有轻微入侵或没有入侵时进行测量,获得近钻头的地质参数,及时有效地进行综合地层评价,精细调节钻井轨迹的优点,应用越来越广泛。随钻测井数据传输方式主要有泥浆脉冲、电磁波和声波,而泥浆脉冲传输应用最广泛,分为泥浆正脉冲、负脉冲和连续波3种方式。通过在井口安装压力传感器探测泥浆压力变化,信号易受噪声影响。对泥浆脉冲信号的处理是随钻测井的关键技术和研究热点,常用的方法是寻找高效的信号处理方法(如傅立叶变换、小波分析)对泥浆压力信号进行去噪、基线校正,从而提取出有效信号,按编码规则分析出下井仪器的编码信号。本文提出了利用多个传感器从不同方位同时探测泥浆压力信号的思想,针对不同传感器所测量的数据偏差,探讨了信号的度量方法,推导出关系矩阵的确定方法;利用综合支持度的数据融合方法,对实验数据进行仿真处理,使得处理结果数据更精确、可靠。对实际采集泥浆脉冲信号进行数据级融合处理,取得较好的应用效果。

1 信号测量模型与度量

设有 n 个传感器测量泥浆压力信号,其测量模型设为正

态分布模拟,表示为 $P(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma_i^2}}$, 其中 $i=1,2,\dots,$

n , x_i 是第 i 个传感器的测量值; σ_i^2 为测量误差。每一个传感器在测量的数据存在测量误差的同时还存在不确定性,使得对 x_i 的真伪性没有绝对的把握^[1]。要对所有传感器的数据进行融合处理,获得精确数据的前提是对 x_i 的真伪程度进行度量,即可靠性度量。信号可靠性度量方法有信号间的相互支持度和某一信息的综合支持度两种。

1.1 信号间的相互支持度

在 n 个传感器数据中,要衡量某一个数据的可靠度,可以定义其它数据对它的支持程度。如果 x_i 的真实性越高,则它被其它数据支持的程度也越高,即 x_i 反映真实数据的可能程度也越高。为了客观反映观测数据 x_i 和 x_j 之间的偏差大小,利用统计方法理论引入可靠性支持度的概念进行定量计算^[2]。设 d_{ij} 表示 x_i 被 x_j 支持的程度,其数学表达如下

$$d_{ij} = 2 \int_{x_j}^{x_i} p(x/x_i) dx$$
$$d_{ji} = 2 \int_{x_i}^{x_j} p(x/x_j) dx \tag{1}$$

其中条件概率 $p(x/x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma_i^2}}$

到稿日期:2008-08-14 返修日期:2008-10-24 本文受油气资源与勘探教育部重点实验室基金项目(2006K002)资助。

李传伟(1970—),男,博士研究生,主要研究方向为网络化测控系统, E-mail:lichuanwei@263.net;慕德俊(1964—),男,博士生导师,主要研究方向为网络与信息安全;李安宗(1967—),男,教授,主要研究方向为网络化测控系统。

$$p(x/x_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} e^{-\frac{(x-x_j)^2}{2\sigma_j^2}}$$

d_{ij} 就称为第 i, j 两个传感器数据的可靠性支持度, 或第 i, j 两个传感器的融合度。当 $x_i = x_j$ 时, $d_{ij} = d_{ji} = 0$, 表示 x_i 对 x_j 完全支持; 当 $x_i >> x_j$ 或者 $x_i << x_j$ 时, $d_{ij} = d_{ji} = 1$, 表示 x_i 对 x_j 完全不支持。 d_{ij} 的值越小, x_i 和 x_j 的测量值越接近, 否则两者偏差就很大。下面给出用误差函数 $erf(\theta) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^\theta e^{-\mu^2} d\mu$ 计算 d_{ij} 的计算方法。

$$\text{设 } \mu = \frac{x-x_i}{\sqrt{2}\sigma_i}, d_{ij} = \frac{dx}{\sqrt{2}\sigma_i}, \text{ 则}$$

$$erf(\theta) = \frac{2}{\sqrt{\pi}\sigma_i} \int_{x_i}^{x_i + \sqrt{2}\theta\sigma_i} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-x_i}{\sigma_i})^2} dx$$

$$\text{令 } x_i = x_i + \sqrt{2}\theta\sigma_i, \theta = \frac{x_j - x_i}{\sqrt{2}\sigma_i} > 0, \text{ 则}$$

$$erf(\frac{x_j - x_i}{\sqrt{2}\sigma_i}) = \frac{2}{\sqrt{\pi}\sigma_i} \int_{x_i}^{x_j} e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-x_i}{\sigma_i})^2} dx = 2 \int_{x_i}^{x_j} p(x/x_i) dx$$

$$\text{即 } d_{ij} = erf(\frac{x_j - x_i}{\sqrt{2}\sigma_i})$$

$$\text{同理, } d_{ji} = erf(\frac{x_i - x_j}{\sqrt{2}\sigma_j})$$

利用传感器数据间的可靠性支持度量 d_{ij} 构成所有传感器对同一测量数据的可靠性度量矩阵 D 。

1.2 某一个传感器的综合支持度

在进行数据融合处理时, 不仅需要数据间的可靠程度, 还需要考虑每一个数据对某一个数据的综合支持度。设 r_i 为所有传感器数据对 x_i 的综合支持度, 则 r_i 愈大说明 x_i 的真实性愈高, 表明 x_i 在所有数据的融合中的重要作用越高, 即占有的权值越大, 因此综合支持度 r_i 在数据融合中起到十分关键的作用。下面讨论综合支持度 r_i 的性质和计算方法。

综合支持度具有以下两个性质:

$$(1) 0 \leq r_i \leq 1, \text{ 并且 } \sum_{i=1}^n r_i = 1;$$

(2) 对 n 个传感器数据, 存在一组非负数 a_1, a_2, \dots, a_n , 使得 $r_i = a_1 r_{i1} + a_2 r_{i2} + \dots + a_n r_{in}$ 。

性质(1)表明所有数据综合支持度之和为 1, 性质(2)用矩阵表示为 $r = R\alpha$, 其中 r 是以 r_1, r_2, \dots, r_n 为元素的列向量, α 是以 a_1, a_2, \dots, a_n 为元素的列向量。 R 是信号间相互支持度 d_{ij} 构成的矩阵, 称为多传感器的关系矩阵。本文 2.1 节将讨论如何利用模糊理论确定关系矩阵。

由于 1.1 节中计算的信号相互间可靠程度 $d_{ij} >> 0$, 因此 R 是一个非负矩阵。根据非负矩阵的性质和 Perron-Forbenius 定理^[3], 存在一个 R 的最大模特征值 λ , 其对应的特征向量 α , 则 $\lambda\alpha = R^T\alpha$, 利用 Jacobi 迭代法可以求解该矩阵方程^[6]。 $\lambda\alpha$ 就作为测量数据的综合支持度。由性质(1), 可令 $r_i = \alpha_i / \sum_{i=1}^n \alpha_i$, 计算出数据 x_i 对所有数据的综合支持度。

2 传感器信号融合处理

在对所有传感器信号可靠性进行度量, 得到各传感器的综合支持度后, 就可以计算出融合数据。由上一节的介绍可知, 数据融合的关键在于如何根据测量数据的可靠性确定关系矩阵。

2.1 关系矩阵确定

用多传感器测量同一参数时, 可以根据经验或者多次试验的结果, 确定信号间相互支持度 d_{ij} 的阈值 β_{ij} , 再使用该阈值获得关系矩阵的元素, 即 $r_{ij} = \begin{cases} 1, & d_{ij} \leq \beta_{ij} \\ 0, & d_{ij} \geq \beta_{ij} \end{cases}$ 。该方法符合工程实际, 表明当数据一旦偏差太大, 可能该传感器发生故障, 数据基本不可信了, 应该剔除。但这种方法使得关系矩阵的元素取值绝对化(非 0 即 1), 而且阈值的选取对结果有很大影响, 在应用中很难对每一个传感器选择合适的阈值^[4]。为此许多学者对此进行深入研究, 提出了许多改进方法, 文献[5]提出使用 3 个阈值, 采用分段直线来表示数据的模糊性; 文献[6]又对该方法进行改进, 提出了用椭圆曲线表示在阈值附近的模糊性。

在实际应用中, 阈值和函数的选择十分关键。根据泥浆脉冲信号探测不确定性特点, 用模糊集理论引入一个单调下降的连续函数 $s(x)$ 对信号间的可靠性度量进行模糊化。本文的方法是先选择一个阈值 δ , 再根据该值等分 3 个区间, 对不同区间用三次样条曲线表示出对测量真值的支持程度, 表达式如下:

$$r_{ij} = \begin{cases} 1, & d_{ij} < \frac{1}{4}\delta \\ s(x), & \frac{1}{4}\delta \leq d_{ij} \leq \delta \\ 0, & d_{ij} \geq \delta \end{cases} \quad (2)$$

其中 $s(x)$ 是定义在区间 $[\frac{1}{4}\delta, \delta]$ 中的三次样条函数, 子区间分别为 $[\frac{1}{4}\delta, \frac{1}{2}\delta]$, $[\frac{1}{2}\delta, \frac{3}{4}\delta]$ 和 $[\frac{3}{4}\delta, \delta]$, 表达式为

$$s(x) = \frac{(x_i - x)^3}{6h_i} M_{i-1} + \frac{(x - x_{i-1})^3}{6h_i} M_i + (y_{i-1} - \frac{h_i^2}{6} M_{i-1}) \frac{x_i - x}{h_i} + (y_i - \frac{h_i^2}{6} M_i) \frac{x - x_{i-1}}{h_i} \quad (3)$$

其中 $h_i = \frac{1}{4}\delta$, $y_i = S(x_i)$, $M_i = S'(x_i)$ 。

2.2 基于综合支持度的信号融合

数据融合的实质就是对同一测量目标的各个传感器得到的数据进行综合处理, 以获得对该目标的最佳认识。对传感器数据的不同处理方法导致截然不同的结果, 广为使用的有总概率法、极大似然法和基于 Bayes 估计等多种数据融合方法, 这些方法都需要先确定最佳融合数和融合集, 才能对融合集中的数据进行融合处理, 带有较大的主观因素。

本文基于各传感器数据对其它数据综合支持程度越高, 传感器数据越重要的思想, 在求得各传感器数据的综合支持度后, 利用所有传感器数据的综合支持度直接进行融合, 不仅能充分使用所测数据, 而且克服了其它方法在使用数据时的主观因素影响, 使得处理结果更为可靠、真实^[7]。

首先计算各传感器数据对其它数据的综合支持度, 然后根据各传感器数据的重要程度对其数据进行综合融合。按照 1.2 节计算得到各传感器的综合支持度, 体现该传感器数据的重要程度, 作为相应的权重, 再按权重设 n 个传感器探测数据分别为 x_i , 融合结果为 y , 融合过程表示为

$$y = \sum_{i=1}^n r_i \times x_i \quad (4)$$

3 应用实例与分析

为了更好地处理泥浆脉冲信号, 本文通过对泥浆压力数

(下转第 102 页)

- [C]//Workshop on Software Composition at ETAPS, 2005
- [7] Moser O, Rosenberg F, Dustdar S. Non-intrusive monitoring and service adaptation for WS-BPEL[C]//WWW'08 Proceedings, 2008
- [8] Verheeecke B, Jonckers V. Stateful aspects for conversational messaging with stateful web services[C]//Proceedings, International Conference on Next Generation Web Services Practices (NWeSP05). Seoul, Korea, August 2005
- [9] Kiczales G, Lamping J, Mendhekar A, et al. Aspect-oriented programming[C]//Proceeding of the European Conference on Object-Oriented Programming. Springer-Verlag, 1997
- [10] Braem M, Gheysels D. History-based aspect weaving for WS-BPEL using Patus[C]//Fifth European Conference on Web Services(ECOWS). Germany, November 2007
- [11] Papazoglou M P, Traverso P, Dustdar S, et al. Service-Oriented Computing; State of the Art and Research Challenges[J]. IEEE Computer, 2007, 4(11):38-45
- [12] Braem M, Verlaenen K, Joncheere N, et al. Isolating process-level concerns using Patus[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Business Process Management (BPM 2006). Vienna, Austria; Springer-Verlag, September 2006
- [13] Allan C, Avgustinov P, Christensen A S, et al. Adding trace matching with free variables to AspectJ[C]//OOPSLA '05; Proceedings of the 20th annual ACM SIGPLAN conference on object oriented programming systems languages and applications. ACM Press, 2005; 345-364
- [14] Hopcroft J E, Motwani R, Ullman J D. Introduction to Automata Theory. Addison Wesley, 2nd edition, 2001
- [15] Ezenwoye O, Sadjadi S. Enabling robustness in BPEL processes [C]// Proceedings of the 8th International Conference on Enterprise Information Systems(ICEIS-06). 2006
- [16] Ezenwoye O, Sadjadi S. RobustBPEL-2: Transparent automation in aggregate web services using dynamic proxies[R]. FIU-SCIS-2006-06-01. School of Computing and Information Sciences, Florida International University, 11200 SW 8th St., Miami, FL 33199, June 2006
- [17] Benatallah B, Casasti F, Toumani F. Web Service Conversation Modeling; A Cornerstone for E-Business Automation[J]. IEEE Internet Computing, 2004, 8(1):46-54
- [18] XML Path Language(XPath) 2.0. [OL]. <http://www.w3.org/TR/xpath20/>, 2007
- [19] Pawlak R, Duchien L, Seinturier L. Compar; Ensuring safe around advice composition[C]//Proceedings of Formal Methods for Open Object-Based Distributed Systems. Athens, Greece, June 2005
- [20] Penta M D, Esposito R, Villani M L, et al. WS Binder; a Framework to enable Dynamic Binding of Composite Web Services// Proceedings of the International Workshop on Service-oriented Software Engineering(SOSE'06). 2006; 74-80
- [21] Wu Guoquan, Wei Jun, Huang Tao. Flexible pattern monitoring for WS-BPEL through stateful aspect extension[C]//ICWS'08. 2008
- [22] Kiczales G, Hilsdale E, Hugunin J, et al. An Overview of AspectJ[C]// Proceedings of the 15th European Conference on Object-Oriented Programming. June 2001; 327-353

(上接第 75 页)

据叠加噪声和干扰设计了一组仿真数据,通过对实验数据的处理验证设计的算法。

在分析采集的泥浆压力信号基础上^[6],给出了一压力传感器对井口泥浆压力进行 40 次测量并人为地对数据叠加一定的噪声和干扰而得到的 5 组数据,如表 1 所列。

表 1 叠加噪声和干扰的实验数据

	数据 1	数据 2	数据 3	数据 4	数据 5	数据 6	数据 7	数据 8
第一组	530	531	526	532	528	536	557	535
第二组	532	526	527	532	528	533	497	531
第三组	530	534	506	535	529	538	527	526
第四组	560	530	536	537	525	532	533	525
第五组	500	533	528	531	529	526	527	535

对表 1 中的每一组数据按照 8 点平均值处理,结果分别为 534mV, 526mV, 528mV, 535mV, 526mV。

对表 1 中每一组数据按照本文算法动量进行融合处理,结果分别为 531 mV, 530 mV, 530 mV, 531 mV, 529 mV。

由处理结果可知,此时压力传感器采集的压力对应数据真值为 530mV。本文算法对几组数据结果比用 8 点平均处理效果好,误差和方差都比较小,提高了单传感器的测量准确度,有效地抑制了干扰和噪声。

结束语 本文在统计方法理论的基础上讨论信号间的相互支持度含义和计算方法,提出了关系矩阵的模糊化确定方法,使得数据间的相互支持关系不再绝对化。并利用每一个

传感器的综合支持度进行数据融合,不仅充分利用所有数据,而且使最终融合效果具有更好的稳定性,保证信息融合具有更高的抗干扰性。通过对泥浆压力信号采集的数据特点进行分析,设计 5 组实验数据,验证了本文提出的融合算法的可靠性,并对随钻测井现场采集的数据进行处理,取得了良好的处理结果。

参考文献

- [1] Henderson T C, Shilcrat E. Logical Sensor Systems[J]. Robotics Systems, 1984, 1(2):169-193
- [2] 陈福增. 多传感器数据融合的数学方法[J]. 数学的实践与认识, 1995(2):11-16
- [3] 蒋正新, 施国梁. 矩阵理论及其应用[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 1998; 371-378
- [4] 涂国平, 邓利钊. 多传感器数据的统计融合方法[J]. 传感器技术, 2001, 28(3):28-29
- [5] 罗中良. 不确定信息的数字滤波其设计及应用[J]. 传感器技术, 2002, 21(5):24-26
- [6] 王威, 周军红, 王润生. 多传感器数据融合的一种方法[J]. 传感器技术, 2003, 22(9):39-40
- [7] Klein L A. Sensor and data Fusion Concepts and Application [M]. 北京:北京理工大学出版社, 2004
- [8] 张恒, 李安宗, 李传伟. 钻井液波信号处理方法比较[J]. 石油钻采工艺, 2007, 29(2):84-86