

基于多传感器数据融合的供水管网 故障报警系统

王力, 马天玉, 刘永辉

(中国民航大学 航空自动化学院, 天津 300300)

摘要: 针对传统的供水管网故障监控系统存在的误报次数多、抗干扰能力差、可信度低等缺点, 研究利用多传感器监测供水过程的压力、电流、流速和液位等参数, 采用基于 D-S 证据理论的多传感器数据融合技术, 并对 D-S 证据理论进行了时间域和空间域融合方法的改进, 以实现供水管网故障的早期检测报警。结果表明: 该方法可以有效避免监测数据的失误, 解决了多传感器鲁棒性导致的证据冲突问题, 提高了供水管网故障报警的可靠性。

关键词: 多传感器; 数据融合; 供水管网故障; D-S 理论; 故障报警系统

中图分类号: TU991.33

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2016)01-0136-05

Fault alarm system of water supply network based on multi sensor data fusion

WANG Li, MA Tianyu, LIU Yonghui

(College of Aviation Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In view of the shortcomings of traditional water supply network fault monitoring system such as the number of false positives, poor anti-interference ability, low reliability and so on, the paper used multi sensors to monitor the pressure, current, flow rate and liquid level parameters in the process of water supply of, and used the multi sensor data fusion technology based on D-S evidence theory, and improved the D-S evidence theory by fusion method in time domain and spatial domain so as to achieve the early detection of water supply pipe network. The results show that the method can effectively avoid the errors of monitoring data, and solve the problem of evidence conflict caused by multi sensor robustness, and improve the reliability of fault alarm of water supply pipe network.

Key words: multi sensor; data fusion; water supply network failure; D-S theory; fault alarm system

随着经济的快速发展, 数量庞大与复杂的供水系统也随之增加, 从而导致供水管网故障隐患越来越多。在供水系统中, 供水管网故障报警系统通过配备的各类型传感器检测故障信息来实现报警功能。传统的供水管网故障报警系统多为单传感器, 单传感器往往是针对单一特征信号, 而且单一参数传感器对特征信号响应灵敏度不均匀。此外, 单参数供水管网故障报警系统中采用的数据处理方式大多是阈值比较法, 这种故障检测简单且易于实现, 但环境适应性和抗干扰能力较差。为了提高供水管网

故障报警系统的可靠性, 本文设计使用 3 个或更多的传感器监测故障发生时不同供水安全参数的异常, 利用数据融合的方法对故障监测数据进行综合判断, 以减少误报。当来自于多传感器的供水管网故障信息发送到系统的数据处理中心时, 可以借鉴文献[1-2]中的多传感器信息融合方法, 针对本文研究的具体问题, D-S 证据理论提供了一种有效的处理本文这种情况下多传感器信息的方法。

数据融合技术充分利用多源数据的互补性和计算机的高速运算来对各种传感器的信息进行分析 and

收稿日期: 2015-10-08; 修回日期: 2015-11-09

基金项目: 国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合资助项目(U1333111); 民航局科技创新引导资金项目(应用技术研发类)(20150227); 中国民航机务维修科研基地

作者简介: 王力(1973-), 男, 重庆开县人, 博士, 副教授, 主要从事自动化分析与控制研究。

通讯作者: 马天玉(1989-), 男, 山东荣成人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为数据采集与数据分析。

综合,把多个传感器冗余或互补信息依据某种准则进行组合。通过对这些传感器及其观测信息的合理支配和使用,把多个传感器冗余或互补信息依据 D-S 证据理论进行组合,以获取被观测对象的一致性解释或描述。数据融合技术改善了系统的可靠性、对目标或事件的确认增加了可信度、减少了信息的模糊性,这是任何单个传感器做不到的^[3-4]。

1 多传感器信息融合

1.1 融合方法的选择

多传感器信息融合技术应用于供水管网故障报警方面的主要是信息融合算法。信息融合算法主要有贝叶斯信息融合方法, D-S 证据理论, 神经网络, 模糊集等理论方法^[5-6]。针对供水管网故障报警系统是根据不同的传感器信号特征进行决策, 判断是否存在故障的这种情况^[7], 选择应用 D-S 证据理论进行传感器数据融合是一种十分恰当的做法。D-S (Dempster - Shafer) 证据组合理论是由 Dempster 于 1967 年首先提出, 再由 Shafer 于 1976 年进一步发展和完善而形成的结果。利用证据理论作为融合方法, 就是通过不同观测结果的信任函数, 利用 Dempster 证据组合规则将之融合, 再根据一定的规则对组合后的信任函数进行判断, 最终实现融合和决策选择^[8]。D-S 证据理论具有很强的理论基础, 它不仅能处理由随机因素引起的不确定性, 而且还可以处理与环境的不确定性引起的歧义。

1.2 应用 D-S 证据理论原理

信息融合过程包括两个层次: 时间域和空间域。传统的多传感器信息融合考虑的主要是在同一时间上属于不同的空间的传感器的数据融合^[9]。纯空间的信息融合没有考虑目标在时域上的特征, 因此对目标特征的描述是不全面的。要从时空融合的角度出发, 融合多传感器时间域和空间域的信息, 减少信息损失, 提高故障识别率和保证融合系统的实时性^[10]。

本文提出一种多传感器的两级时空融合结构模型如图 1 所示。

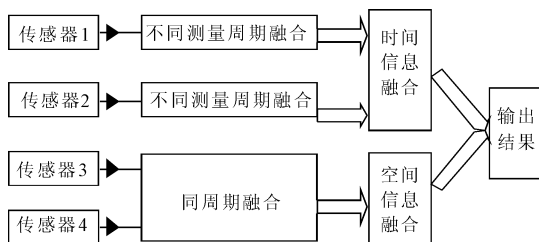


图 1 时空融合结构模型

2 D-S 证据理论的基本理论

(1) 基本概率分配函数。在报警框架 Θ 中, 如果函数 M_j 是一个从集合 2^Θ 到 $[0, 1]$ 的映射而且满足 $M_j(\phi)$ 和 $\sum_i M_j(A_i) = 1$, 则称 M_j 是 2^Θ 上的基本概率分配函数。 $M_j A_i$ 是事件 A_i 的基本概率分配函数。它表示信任度等级。 A_i 被称为焦点。

(2) 信任函数。信任函数显示已获得的命题信任程度的总和。设事件 A 和 B , 且满足 $B \subseteq A, A \subseteq \Theta, B \subseteq \Theta$ 。定义如下函数

$$Bel: 2^\Theta \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} M(B) \quad (2)$$

式中: $M(B)$ 为事件 B 的基本概率分配

则称 $Bel(A)$ 是识别框架 Θ 中 A 的信任函数似然函数 用来表示怀疑命题 A 的程度的量, 定义如下, 设一个集合 $pl: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 它被定义为似然函数:

$$pl(A) = Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} M(B) \quad (3)$$

(3) D-S 证据组合规则。先考虑一下两个传感器 Bel_1 和 Bel_2 的信任函数。 M_1 和 M_2 是相应传感器的基本概率分配函数。焦点分别相对应为 A_1, A_2, \dots, A_n 和 B_1, B_2, \dots, B_n 。设一个新的概率函数 $M(P)$, $P = A_i \cap B_j$, 通过结合这两个证据, 根据下面的 D-S 组合规则为 $M(P)$ 赋值:

$$M(P) = \begin{cases} 0, & P = \emptyset \\ \frac{1}{1 - c} \sum_{A_i \cap B_j = P} M_1(A_i) M_2(B_j), & P \neq \emptyset \end{cases} \quad (4)$$

式中: $c = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} M_1(A_i) M_2(B_j)$ 为完全冲突的假设 A_i 和 B_i 所有信任度乘积之和。系数 c 满足 $M(P) \leq 1$ 。

在公式(4)中, 如果 $c \neq 1$, 然后 M 会有一个确定的基本概率分配。另一方面, 如果 $c = 1$, 则认为 M_1 和 M_2 是矛盾的, 这样的两个基本概率分配函数是无法融合的。

在供水管网故障报警系统中, 每个传感器接收部分信息。这些信息需要被发送到每个微处理器进行处理。然后微处理器是配合中心的决定控制系统。最后, 系统将根据各子系统结果进行决策判断。所以它是适宜采用 D-S 证据理论的。每个子系统有 4 个传感器。下图显示的是多传感器信息融合原理。将 D-S 方法应用于供水管网故障报警系统, 每个子系统的工作是一个信息融合的过程。

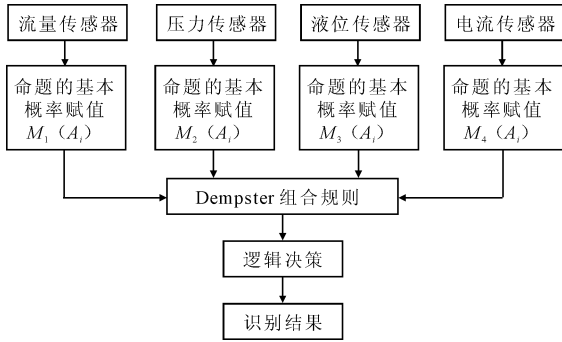


图2 利用D-S方法信息融合原理框图

在图2中 $M_1(A_i), \dots, M_4(A_i), i = 1, 2, \dots, n$ 是4个传感器的命题的基本概率分配。根据D-S证据规则, $M_j(A_i), j = 1, \dots, 4$ 是 $M_j(A_i)$ 合成后的新的基本概率分配。该组的所有供水情况记为 Θ 称之为报警框架。每个 Θ 的子集是独立的。

3 基于D-S证据理论的时空融合理论

在供水管网故障报警系统中,各类型传感器周期性连续监测目标。在系统监控的过程中,压力,液位,流速等传感器信号很难做到同时采集同时处理,因此这些量需要被排序,按顺序进行处理,所以,在供水管网故障监测的过程中,D-S证据理论应考虑信息处理过程中的空间域和时间域的问题^[11-12],融合流程如下图所示。

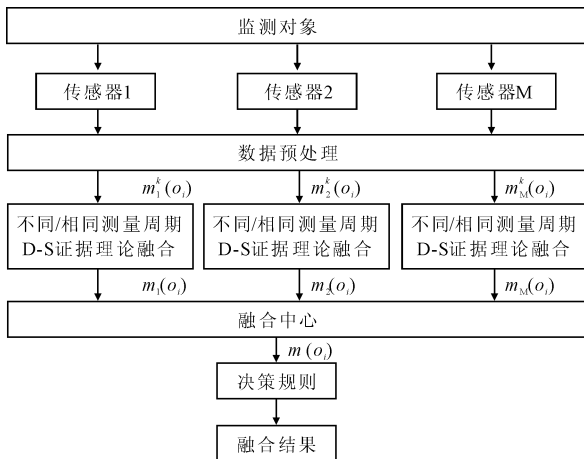


图3 基于D-S证据理论的数据融合框图

3.1 多传感器数据的时间域融合

如图4所示,多传感器数据的时间域融合的主要思想:首先对于每一个传感器,基于 n 个周期的累积测量计算每一个命题的可信度分配,然后基于这些可信度分配进一步计算总的可信度分配。

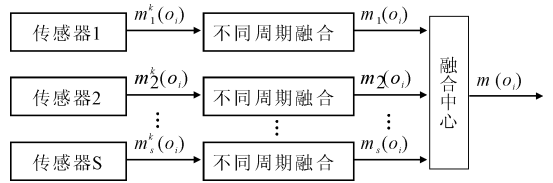


图4 多传感器数据的时间域融合框图

假设有 M 个传感器检测现场情况(在相同的识别框架 Θ 中), $m_s^k(o_i)$ 是第 s 个传感器在第 k 次测量周期对命题 o_i 的可信度分配,其中 $s = 1, 2, \dots, M, k = 1, 2, \dots, M$ 。 $m_s(o)$ 是目标融合后在 N 次测量循环中的第 s 个传感器的可信度分配。

计算如下

(1) 计算每个传感器根据各自 k 个周期的累计测量所获得的各个命题的融合后的可信度分配

$$m_s(o_i) = \frac{\sum_{\cap o_j = o_i, 1 \leq k \leq N} \prod m_s^k(o_i)}{1 - c} \quad (5)$$

式中: $c = \sum_{\cap o_j = o_i, 1 \leq k \leq N} \prod m_s^k(o_i)$ 表示完全冲突的假设第 s 个传感器在各次测量周期信任度 $m_s^k(o_i)$ 乘积之和, $m_s^k(o_i)$ 是第 s 个传感器在第 k 次测量周期对命题的可信度分配。

(2) 对所有传感器的融合结果再进行融合处理,即

$$m(o_i) = \frac{\sum_{\cap o_j = o_i} \prod m_s(o_j)}{1 - c} \quad (6)$$

式中: $c = \sum_{\cap o_j = o_i} \prod m_s(o_j)$ 表示完全冲突的假设各次测量循环中的第 s 个传感器所有信任度 $m_s(o_j)$ 乘积之和, $m_s(o_j)$ 是目标融合后第 s 个传感器在各次测量循环中的对命题 o_j 的可信度分配。

3.2 多传感器数据的空间域融合

如图5所示,多传感器数据的空间域融合的主要思想:首先在每一个给定的测量周期,计算基于所有传感器所获得的可信度分配,然后再基于在所有周期上所获得的可信度分配计算总的可信度分配。

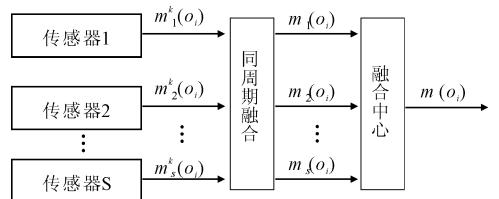


图5 多传感器数据的空间域融合框图

(1) 计算每一个测量周期上所获得的各个命题的融合后的可信度分配

$$m_k(o_i) = \frac{\sum_{\cap o_j = o_i, 1 \leq k \leq N} \prod m_k^s(o_i)}{1 - c} \quad (7)$$

式中: $c = \sum_{\cap o_j = o_i, 1 \leq k \leq N} \prod m_k^s(o_i)$ 表示完全冲突的假设每个测量周期中第 s 个传感器信任度 $m_k^s(o_i)$ 乘积之和; $m_k^s(o_i)$ 是在第 k 次测量周期第 s 个传感器对命题 o_i 的可信度分配。

(2) 对所有传感器的融合结果再进行融合处理,即

$$m(o_i) = \frac{\sum_{\cap o_j = o_i, 1 \leq k \leq N} \prod m_k(o_j)}{1 - c} \quad (8)$$

式中: $c = \sum_{\cap o_j = o_i, 1 \leq k \leq N} \prod m_k(o_j)$ 表示完全冲突的假设各个传感器在第 k 测量循环中所有信任度 $m_k(o_j)$ 乘积之和, $m_k(o_j)$ 是目标融合后各个传感器在 k 次测量循环中的对命题 o_j 可信度分配。

到目前为止,空间域的信息融合方法已完成。各传感器的时间域信息和空间域信息再进行融合,获得空间和时间的最终融合结果。供水管网故障报警系统即可根据融合的最终结果判断当前的供水管网运行情况,并将实时、可靠的的监控信息提供给值班人员。

4 实验仿真结果

供水管网故障报警实验是基于多传感器信息融合技术对各传感器数据进行融合,模拟各种供水管网故障的情况。实验的目的是检验供水管网故障报警系统多传感器信息融合技术实际的效果。

4.1 选择供水管网故障探测参数

供水管网故障报警系统中有一些传感器用来采集供水情况现场数据。最重要的是选择供水监测参数。一般来讲,当供水管网故障出现异常时,可能是由供水压力下降,流速降低,水泵停止工作,余氯值升高等情况引起的。因此监控这几个量的变化可以一定程度上判断供水情况。

华北某机场已经安装有监控供水情况的监控系统,可以采用该系统的部分数据并人为制造一些供水故障进行融合测试,检验融合结果。

4.2 分析实验结果

根据传感器输出响应特性和专家知识,选择高斯函数作为压力,温度,流速和溶解氧,余氯值传感

器输出特征^[13],分别如图 6~9 所示,其中横坐标为传感器输出值,纵坐标为供水故障概率值。信任度函数有 3 段,从左到右依次为正常、不确定、故障。当电流值大于 5.6 A,压力大于 0.21 MPa,液位高于 4.3 m 或者流量大于 57 m³,判定为有故障,且信任度随传感器输出值增大而增加。

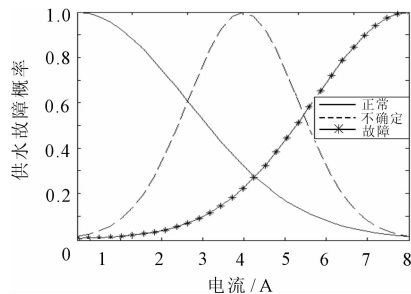


图 6 电流输出信任度曲线

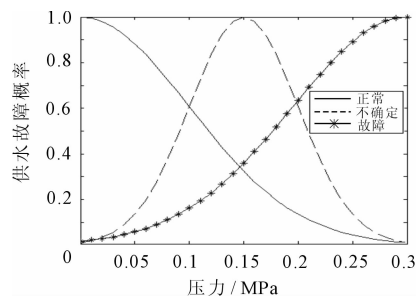


图 7 压力输出信任度曲线

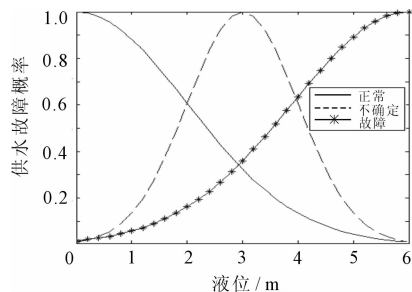


图 8 液位输出信任度曲线

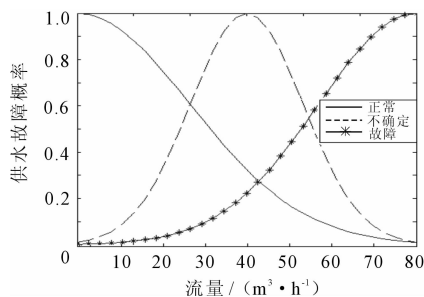


图 9 流量输出信任度曲线

报警识别框架定义为 $\Theta = \{Y, N, U\}$, Y 定义为供水情况正常, N 定义为供水情况出现问题, U 定义为不能确定何种供水情况。在获取电流、压力、液

位和流量传感器输出数据后,可根据已知的供水故障发生的信任度函数获得当前供水故障发生的信任度分配,如下分别记为 $m_1 = \{Y_1, N_1, U_1\}$, $m_2 = \{Y_2, N_2, U_2\}$, $m_3 = \{Y_3, N_3, U_3\}$ 和 $m_4 = \{Y_4, N_4, U_4\}$ 。其中 Y_1, N_1, U_1 分别表示电流值大小判断正常,故障,不确定的概率; Y_2, N_2, U_2 分别表示压力值大小判断正常,故障,不确定的概率; Y_3, N_3, U_3 分别表示液位值大小判断正常,故障,不确定的概率; Y_4, N_4, U_4 分别表示流量值大小判断正常,故障,不确定的概率。根据 D-S 证据理论合成法则,通过对大量实际情况的数据进行分析,设置相应阈值判断故障是否发生,如表 1 所示。

表 1 多传感器供水故障概率分配

传感器	正常概率 $m(Y)$	故障概率 $m(N)$	不确定概率 $m(U)$	故障情况
电流 m_1	0.1	0.7	0.2	故障
压力 m_2	0.2	0.5	0.3	故障
液位 m_3	0.1	0.4	0.5	不确定
流量 m_4	0.3	0.6	0.1	故障

根据 D-S 证据理论组合公式(5)、(6)、(7)、(8)分别对 m_1, m_2, m_3, m_4 进行时间域(以两个周期为例,两个周期内的概率分配是相同的),空间域进行传感器数据融合,计算出融合结果,融合后的基本概率赋值如表 2,表 3 所示。

表 2 多传感器供水故障概率分配及空间域融合结果

传感器	正常概率 $m(Y)$	故障概率 $m(N)$	不确定概率 $m(U)$	故障情况
电流 m_1	0.1	0.7	0.2	故障
压力 m_2	0.2	0.5	0.3	故障
液位 m_3	0.1	0.4	0.5	不确定
流量 m_4	0.3	0.6	0.1	故障
融合 m_a	0.067818	0.926017	0.006165	故障

表 3 多传感器供水故障概率分配及时间域融合结果

传感器	正常概率 $m(Y)$	故障概率 $m(N)$	不确定概率 $m(U)$	故障情况
电流 m_1	0.1	0.7	0.2	故障
压力 m_2	0.2	0.5	0.3	故障
液位 m_3	0.1	0.4	0.5	不确定
流量 m_4	0.3	0.6	0.1	故障
融合 m_b	0.006216	0.999374	4.35×10^{-5}	故障

间域融合结果进行融合即进行正交和的计算,计算结果如表 4 所示。

表 4 多传感器供水故障概率分配及时间空间域融合结果

传感器	正常概率 $m(Y)$	故障概率 $m(N)$	不确定概率 $m(U)$	故障情况
m_a	0.067818	0.926017	0.006165	故障
m_b	0.006216	0.999374	4.35×10^{-5}	故障
融合 M	0.000499	0.9995	2.89×10^{-7}	故障

由于各路传感器采集到的信息不可避免的产生误差,存在误报的可能,因此有必要采用证据理论在时间域将其进行不断的融合,可以避免空间域融合带来的不足,以达到很好的融合结果。融合结果数据表明,对供水故障的判断概率由单传感器最大值 0.7 提高到 0.9995,并且将不确定概率降低到 2.89×10^{-7} ,克服了仅依靠单传感器判断供水故障不准确的缺陷,消除了多传感器数据之间的矛盾问题,同时结合表 2、表 3、表 4 的融合结果进行分析,比较融合结果可以看出本文提出的时空融合模型的融合效果相对于单一的时间域融合或者空间域融合效果有了明显的提高。结合时间域和空间域的融合结果进行判断,可以极大的提高了判断的准确性,提高了供水管网故障报警系统的故障识别率。

5 结论

本文将信息融合技术应用于不同测量方法的供水管网故障报警系统,提出了从多传感器信息的时间域和空间域的融合出发,提出了多传感器信息的时空两级融合模型。改进的 D-S 证据理论融合方法可以有效地解决问题冲突证据,有效整合电流、压力、液位、流量等主要供水参数,消除存在冗余和矛盾的多传感器信息。因此,所提出的方法可以有效地避免误报,漏报和报警延误,改进融合效果显著。

参考文献:

- [1] 林蔚,褚胜楠.多传感器输油管道检测数据融合技术[J].黑龙江大学自然科学学报,2015,32(3):397-403.
- [2] 黄健,徐永刚,孙中廷.多传感器数据融合技术在煤矿井下的应用[J].煤矿机械,2015,36(7):242-244.
- [3] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜,等.多源信息融合[M].北京:清华大学出版社,2006:15-16.
- [4] 王欣.多传感器数据融合问题的研究[D].吉林:吉林大学,2006.

根据图 1 中的模型,再将空间域融合结果与时

(下转第 146 页)

中,对机墩部位振动的主要影响来源于蜗壳不均匀流引起的激振力。

3.3 对比分析

通过对比可知,由实测数据分析可知蜗壳不均匀流诱发振动频率及其倍频对各个部位都有较大的影响,这与数值分析中得到的 30Hz 附近中频对振动影响较大的规律一致。数值模拟表明受相邻机组段振动影响最大比例幅值在 20% ~ 30% 左右,与实测数据基本相当。这也说明,相邻机组段间的振动的相互传播地基是其主要通道。另外,在实测数据中低频的振动频率在部分测点方向也起到了较大作用,这与数值模拟的结果有些出入,分析原因为相邻机组段振动影响,除了激振荷载通过地基等相互传递影响之外,相邻尾水管及其下游水体之间的水力干扰也是因素之一。

4 结论

论文针对一大型地下厂房,基于现场原型观测和数值仿真模拟,开展了相邻机组段振动传播规律研究,主要结论如下:

(1)低频和高频激振荷载对相邻机组段结构振动影响较小,而中频率范围内的激振力对其影响较大。

(2)垂向和水平横河向的激振荷载是对相邻机组段结构振动产生影响的主要荷载,水平顺河向激振荷载对其影响较小。

(3)地基是相邻机组段相互振动传递的主要路径之一。

参考文献:

- [1] 徐国宾,乔海娟,王海军,等. 水电站地下式厂房边界条件的识别及动力特性分析[J]. 水资源与水工程学报, 2012,23(4):7-10.
 - [2] 宋志强,马震岳,陈婧,等. 龙头石水电站厂房振动分析[J]. 水利学报,2008,39(8):916-921.
 - [3] 练继建,王海军,秦亮. 水电站厂房结构研究[M]. 北京:中国水利水电出版社,2007.
 - [4] 孙美凤,陆桂明. 高水头引水式水电站机组之间水力干扰的研究[J]. 中国农村水利水电,2002(9):55-58.
 - [5] 徐军,鞠小明. 水电站甩负荷后机组间相互影响的水力计算研究[J]. 四川水力发电,2002,21(3):63-66.
 - [6] 杨为城. 棉花滩水电站机组间负荷最优分配研究[J]. 水利与建筑工程学报,2009,7(1):74-76.
 - [7] 李守义,吕汶蔚. 河床式水电站厂房结构流固耦合振动特性研究[J]. 水资源与水工程学报,2015,26(3):205-209.
 - [8] 张存慧,马震岳,周述达,等. 大型水电站厂房结构流固耦合分析[J]. 水力发电学报,2012,31(6):192-197.
 - [9] 于倩倩. 河床式水电站厂房结构的地震响应分析方法研究[D]. 天津:天津大学,2012.
 - [10] 孙伟,何蕴龙,苗君,等. 水体对河床式水电站厂房动力特性和地震动力响应的影响分析[J]. 水力发电学报,2015,34(9):119-127.
 - [11] 张路路,徐国宾,王海军. 基于遗传算法的地下厂房荷载参数反演识别[J]. 水资源与水工程学报,2013,24(2):26-29.
 - [12] 王海军,张林彬,何龙军. 水电站厂房相邻机组段振动相互影响研究[J]. 中国科技论文在线,2012,1-6.
-
- (上接第 140 页)
- [5] 黄漫国,樊尚春,郑德智,等. 多传感器数据融合技术研究进展[J]. 传感器与微系统,2010,29(3):5-8+12.
 - [6] 严怀成,黄心汉,王敏. 多传感器数据融合技术及其应用[J]. 传感器技术,2005,24(10):1-4.
 - [7] 李月,徐余法,陈国初,等. D-S 证据理论在多传感器故障诊断中的改进及应用[J]. 东南大学学报(自然科学版),2011,41(Z1):102-106.
 - [8] 鲁睿,张力. 基于 D-S 证据理论的传感器网络数据融合算法[J]. 信息通信,2015(3):14.
 - [9] 刘鹏,王曙钊,白剑林. 一种空间信息融合的 D-S 算法研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(1):242-244.
 - [10] Qian Ding, Peng Zhenghong, Liu Tianzhen, et al. Multi-sensor building fire alarm system with information fusion technology based on D-S evidence theory[J]. Algorithms, 2014,7(4):523-537.
 - [11] 洪昭艺,高勋章,黎湘. 基于 D-S 理论的混合式时空域信息融合模型[J]. 信号处理,2011,27(1):14-19.
 - [12] 李茹,李弼程,李斗. D-S 证据理论在时空信息融合中的应用[J]. 计算机工程与应用,2005(13):174-176.
 - [13] 李正周,方朝阳,顾园山,等. 基于无线多传感器信息融合的火灾检测系统[J]. 数据采集与处理,2014,29(5):694-698.