

信息融合技术在边坡监测与预报系统中的应用

Application of information fusion in slope monitoring and prediction system

刘明贵, 杨永波

(中国科学院 武汉岩土力学研究所, 湖北 武汉 430071)

关键词: 信息融合; 边坡; 监测与预报系统

中图分类号: TU 457

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2005)05-0607-04

作者简介: 刘明贵(1957-), 男, 湖北武汉人, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事岩土工程智能化检测方法研究。

0 前言

边坡工程是一项影响因素众多的复杂岩土工程项目, 边坡的稳定状况直接关系到人类的生命财产安全, 一旦产生破坏——即发生滑坡或崩塌——将会产生不可估量的损失。因此, 对边坡的稳定状况进行监测和准确预报是一个亟待解决的问题。但是由于监测的参数众多, 包括物理的、化学的和统计的参量, 用传统的方法进行处理时, 不便于将各参量综合同步考虑。而信息融合技术则能方便、快捷地弥补这种不足。因此, 本文采用信息融合技术对采集的多参数信息进行综合和协同利用, 以期达到更加准确判断稳定状况和预测失稳时间的目的。

1 信息融合的基本概念

1.1 基本定义和原理

信息融合的定义: 充分利用不同时序与空间的多个信息源, 采用计算机技术对按时序获得的观测信息在一定的准则下加以自动分析、综合、支配和使用, 获得对被测对象的一致性解释与描述, 以完成所需的决策和估计任务, 使系统获得比它的各组成部分更优越的性能^[1]。

赵杰等人提出: 信息融合就是为了某一目的对来自多源的数据和信息进行组合或综合的处理过程, 以期得到比单一信息源更精确、更可靠的估计或推理决策^[2]。对于边坡监测系统来说, 其监测的参量很多, 如绝对位移、相对位移、地面倾斜、声发射、地下水、地表水、地震、人类活动等。所测得各参量信息表面上也许没有很大的关联性, 但是当事件发生时, 即发生滑坡或崩塌, 这些参量一定会表现出相似的异常性。因此, 如何将这些参数信息进行融合, 以达到对边坡预报更加准确, 这是一个值得研究的课题。

信息融合的基本原理与人脑综合处理信息一样, 充分利用多个传感器资源(如人的眼、耳、鼻、四肢),

通过对传感器及其观测信息的合理分配和使用, 把多个传感器在空间和时间上冗余或互补信息依据某种准则进行组合, 以获得被测对象的一致性解释或描述^[3]。

1.2 信息融合的结构

信息融合的结构按数据抽象的层次可以分为: 数据层信息融合, 特征层信息融合和决策层信息融合。

数据层信息融合是直接采集到的原始数据层上进行的融合, 在各种传感器的原始信号未经预处理之前就进行数据的综合和分析, 是最低层次的融合。如目前边坡预测中普遍采用的各种滤波算法就属于此范畴。数据层融合的主要优点是能保持尽可能多的现场数据, 提供其它融合层所不能提供的细微信息。但局限性也很明显, 主要有: 需处理的传感器数据量太大, 处理代价高, 处理时间长, 实时性差; 由于是在信息的最底层进行处理, 传感器原始信息的不确定性、不完全性和不稳定性要求在融合时有较高的纠错能力; 数据的通信量大, 抗干扰能力差。

特征层融合属于中间层次, 它先对来自传感器的原始信息进行特征提取, 然后对特征信息进行综合分析处理。特征层融合的优点在于实现了可观的信息压缩, 有利于实时处理, 并且由于所提出的特征直接与决策分析有关, 因而融合结果最大限度地给出决策分析所需要的特征信息。

决策层融合是高层次融合, 其结果为控制决策提供依据。因此, 决策层融合必须从具体决策问题的需求出发, 充分利用特征层融合所提取的测量对象各类特征信息, 采用适当的融合技术来实现, 决策层融合是三级融合的最终结果, 是直接针对具体决策目标的, 融合结果直接影响决策水平^[3]。

2 信息融合在边坡监测与预报系统中的应用

(1) 边坡的运行和监测

收稿日期: 2004-09-20

随着越来越多的公路、铁路的兴建,加之大型水利设施的建设,产生了越来越多的大型边坡、高陡边坡。如三峡工程,由于蓄水而引起滑坡或崩塌将直接影响到三峡大坝的安全和三峡的正常通航。因此,这对边坡的运行状况和出现滑坡或崩塌前的及时预报和处理提出了更高的要求。而传统的边坡监测大多是基于位移的比较,对滑坡的预测也是通过对监测各参数分别进行数据处理来完成的。用传统的办法解决这种复杂边坡稳定时就显得捉襟见肘。突出表现在对临界模糊状态的误判和预报时间的巨大误差,其根源就是信息量的不够或使用不充分。信息融合技术,利用统计或现代数学方法在处理大量信息、目标识别和水平聚变、模糊控制、神经网络控制方面已获得很大的成功。其应用于多参数的边坡运行和监测必将能提高边坡的安全稳定运行和预报水平。

(2) 滑坡预测预报中的应用

当边坡发生灾害时,将会产生许多物理和化学变化,并伴随着灾害程度的增加而显著。可以通过各种监测手段来发现这些异常现象,从而对滑坡进行分析。如采用声发射方法测量岩石破坏状况;通过测氦气等稀有气体来预报滑坡发生等。但是这些检测手段都因各种不确定性因素的影响,使监测和预测预报模糊起来,有时可能出现各种监测手段的预测结果不一致,甚至可能产生矛盾。因此要实现滑坡预测预报的准确性,最有效的办法就是采用多种监测手段来进行多参数监测并进行信息处理。因此,在预测预报中,对各种监测手段采集的多参数信息进行融合,如采用模糊—神经网络的方法,通过自学习可以达到智能预测预报。

3 在边坡监测与预报中可采用的信息融合模型^[2~4]

为了说明信息融合的过程,图1给出了多传感器信息融合系统的功能模型,其表明了信息融合过程中的基本信息处理流和基本功能模块。

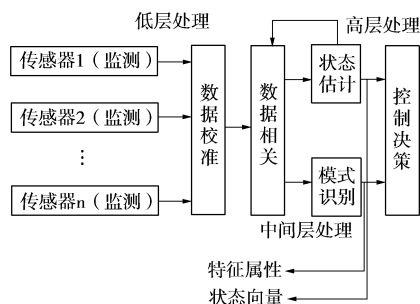


图1 信息融合系统的功能模型

Fig. 1 The function model of information fusion system

(1) 监测

以传感器(可以是同质的,也可以是不同质的)为采集信息手段,采集受控边坡的各种信息量(如相对位移、绝对位移、声发射等),被采集的对象包括预先设定的危险区域的各个测点和每个测点的各个参数。每个传感器进行独立的测量和纪录,并将测量参数报告给信息融合系统。

(2) 数据校准

数据校准单元是为了统一各传感器的时间和空间参考点,当各个传感器在时间和空间上是独立异步工作的,则必须事先进行时间和空间的校准,即进行时间搬移和坐标变换,以形成融合所需的统一时间和空间参考点。

(3) 数据相关(互联、关联)

数据相关单元作用是判别不同时间、空间数据是否来自统一目标。相关单元在收集到某个传感器新测量值后,与其它传感器的新测量值以及该传感器过去的测量值进行相关处理,以判断属于同一目标的数据。

(4) 状态估计

状态估计是将每次采集到的新数据与原有的数据进行融合,根据传感器的观测值估计对象参数(如位移变化率、声发射率、安全系数等),并利用这些估计预测下一次对象的状态,预测值被反馈给随后的采集量,以便进行相关处理。

(5) 模式识别

模式识别又可分为属性分类,它根据不同传感器测得的对象特征形成一个 N 维的特征向量,其中每一维代表对象的一个独立特征。若预先知道边坡有 m 个类型及每个类型的特征,即可将实测特征向量与已知类别的特征进行比较,从而确定监测边坡的类别。

(6) 控制决策

在得到被控对象的状态估计与确定出所属的模式类型后,便可将这些结果进行决策层融合,给出相应的控制策略。

针对具体的边坡监测与预测预报系统,根据滑坡预测预报以及信息融合的特点,我们可以采用图2的模型:由于边坡监测的实时性要求,在该模型中,应该有效地提取特征信息,形成统一的特征表述,以保证信息融合的成功。特征信息与滑坡或崩塌发生之间存在一定的关联性,它依赖于滑坡本身的内在因素和外在的诱发因素。

4 边坡监测与预报系统中采用的信息融合算法

信息融合数学工具的功能是最基本和多重的,它

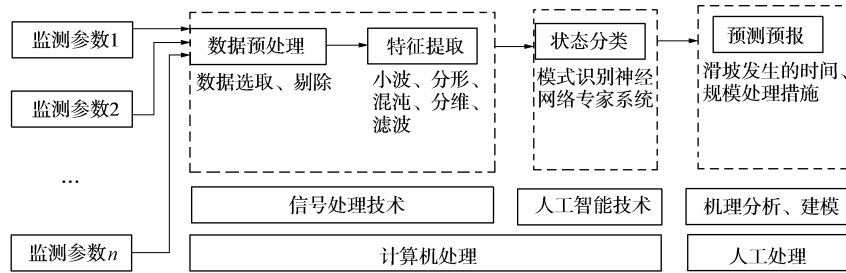


图 2 基于信息融合的预测预报模型

Fig. 2 The forecasting and prediction model based on information fusion

将所有的输入数据在一个公共空间内得以有效描述, 同时它对这些数据进行适当综合, 最后以适当的形式输出和表现这些数据。信息融合在边坡监测与预报系统中可使用的主要数学工具或方法有概率论、推理网络、模糊理论和神经网络等, 如图 3 所示。

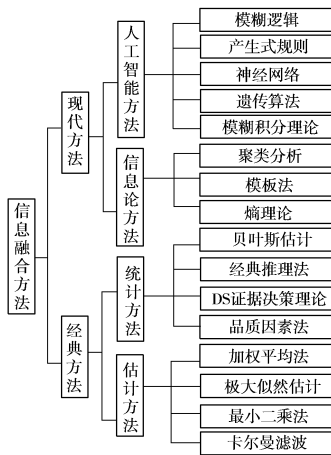


图 3 信息融合方法

Fig. 3 The methods of information fusion

(1) 概率论

在融合技术中最早应用的就是概率论, 在一个公共空间根据概率或似然函数对输入数据建模。在一定的先验概率情况下, 根据贝叶斯规则合并这些概率以获得每个输出假设的概率, 这样可以处理不确定问题。

对边坡预测预报系统而言, 多年来通过监测各种各样的边坡积累了丰富的资料和经验。对于什么样的边坡, 当某些参量达到什么程度时则会发生破坏, 这些都具有统计意义。因此我们可以计算出, 当某些异常发生时, 边坡发生破坏的概率, 最后根据 Bayes 规则估计出边坡发生破坏的概率, 从而对边坡的稳定状态进行判断。

设对边坡可能的采取的决策为 A_1, A_2, \dots, A_m , 当用一个传感器对边坡进行监测时, 得到观测结果 B , 如果能够利用以往类似边坡的先验知识以及传感器的特性得到各先验概率 $P(A_i)$ 和条件概率 $P(B/A_i)$, 则利用 Bayes 条件概率公式, 可以把根据传感器观测结果先验概率 $P(A_i)$ 更新为后验概率 $P(A_i/B)$;

当采用 n 个传感器时, 得到的结果为 $B_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 则边坡在有 n 个传感器时各决策总的后验概率为

$$P(A_i / B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n) = \frac{\prod_{k=1}^n P(B_k / A_i) P(A_i)}{\sum_{j=1}^m \prod_{k=1}^n P(B_k / A_j) P(A_j)} \quad (\text{当 } B_i \text{ 之间相互独立时; } i = 1, 2, \dots, m)$$

则系统的决策可以由如下规则给出, 如: 取具有最大后验概率的那条决策。其过程如图 4 所示^[5]。

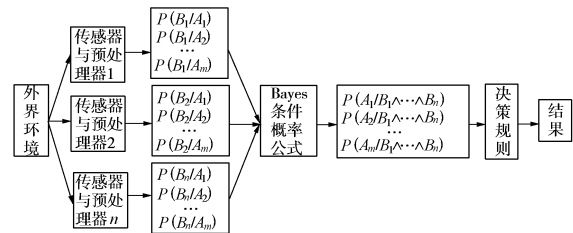


图 4 Bayes 法信息融合过程

Fig. 4 The information fusion process of Bayes method

(2) 证据推理^[6-8]

设表征边坡中某点稳定状况的参数为 θ , 可以用安全系数或模糊状态 (稳定、临界、破坏等) 来表示, 它的可能取值为 Θ , 则称 Θ 为识别框架, Θ 的所有子集构成的集合就是 Θ 的幂集, 记为 2^Θ 。若函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$m(\emptyset) = 0$$

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$$

则称 m 为识别框架上的基本概率分布, 它是赋给 A 的置信测度, $m(A)$ 称为 A 的基本可信数, A 称为焦点元素。

由 D-S 理论可知, 要想获得假设 A 的信任度的总和, 需将假设 A 的所有子集 B 的基本可信数相加, 称为对 A 的信任测度。

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$$

关于对在某点边坡稳定状况下假设 A 的信任, 单用信任测度来描述是不够的, 还需引入怀疑 A 的程度, 即已确定不是 A 而是其它状态的量, 将其定义

为 $\text{Dou}(A)$, 称 Dou 为 Bel 的怀疑函数, $\text{Dou}(A)$ 为 A 的怀疑度。

则对 $\forall A \subset \Theta$, 有 $\text{Dou}(A) = \text{Bel}(\bar{A})$ 。

由于 $\bar{A} \cap A = \phi$, $A \cup \bar{A} = \Theta$

因此 $\text{Bel}(A) + \text{Bel}(\bar{A}) \leq \sum_{x \in \Theta} m(x) = 1$

剩下的一部分称为不确定概率, 用 $m(\theta)$ 表示, 它有可能支持 A , 也有可能支持其它假设, 再引入一个似然函数 Pl , 用 $\text{Pl}(A)$ 来表示 A 的似然测度, 即表示不怀疑 A 假设的程度。

$\text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A})$ 。

这样 $[\text{Bel}(A), \text{Pl}(A)]$ 实际上表示了 A 的不确定区间。下图直观地表示出了 D—S 理论对目标假设的不确定性。

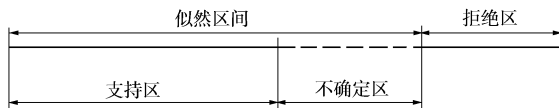


图 5 信息的不确定表示

Fig. 5 The uncertain demonstration of information

因此应用 D—S 证据理论的关键是如何构造上述基本概率分布函数, D—S 理论本身并没有现成的表达式, 我们可以根据经验或具体情况构造。

具体地, 设 $\Theta = \{\text{稳定, 临界, 破坏}\}$, A 为某点边坡为稳定的情况, 该假设主要来源于位移参数, 倾斜参数, 水位参数等参数的变化规律, 对同一状况, 每个参数的变化趋势不尽相同, 因此可以通过多个传感器对不同参数进行测量, 对每个传感器的测量结果进行初步诊断, 再用 D—S 证据推理对它们进行融合。因此通过对采集的数据进行特征提取和归一化处理之后, 构造基本概率分布函数, 求出信任测度 $\text{Bel}(A)$ 和似然测度 $\text{Pl}(A)$, 通过类概率函数来表示 A 的不确定性。

$$\text{CER}(A) = \text{Bel}(A) + \frac{|A|}{|D|} \times [\text{Pl}(A) - \text{Bel}(A)],$$

$|A|$ 是集合 A 中焦点元素个数; $|D|$ 为信息源个数。

控制决策融合算法为

$$\text{DEC}\{A_n\} = k_1 \text{CER}(A_{1n}) + k_2 \text{CER}(A_{2n}) + \Lambda + k_m \text{CER}(A_{mn}),$$

其中 k_1, k_2, Λ, k_m 为融合系数; $\text{CER}(A_{mn})$ 为命题 A_n 的 m 次不确定性判决。

李光海博士就通过证据推理和神经网络对声发射源的定位进行了信息融合^[6, 7]。

(3) 模糊理论与神经网络

当然我们也可以应用模糊理论和神经网络对边坡的情况进行融合。可以发现, 通过信息融合后, 预测效果明显提高^[9-11]。

5 结 语

从前面的分析可以看出, 将信息融合技术引入到边坡监测与预报系统中, 必将能提高滑坡预测预报的准确性。因此利用信息融合技术对边坡进行研究, 具有重要意义和深远价值。

参考文献:

- [1] 李小昱, 王 为, 雷廷武, 等. 多传感器信息融合技术及在农业工程中的应用前景[J]. 农业工程学报, 2003, 19(3): 10 - 13.
- [2] 赵 杰, 崔智社, 徐明进, 等. 信息融合的实质及其核心技术[J]. 情报指挥控制与仿真技术, 2003, (8): 38 - 42.
- [3] 胡玉峰, 尹项根, 陈树德, 张 哲. 信息融合技术在电力系统中的应用研究(一): 基本原理与方法[J]. 继电器, 2002, 30(12): 1 - 5.
- [4] 王文志, 余 芳. 多传感器信息融合技术在电力系统的应用前景探讨[J]. 电力建设, 2003, 24(10): 56 - 58.
- [5] 罗志增, 叶 明. 基于 Bayes 方法的多感觉信息融合算法及其应用[J]. 传感技术学报, 2001, (3): 200 - 215.
- [6] 李光海, 刘正义. 声发射源多传感器数据融合识别技术[J]. 计算机测量与控制, 2002, 10(5): 345 - 350.
- [7] 李光海, 刘正义. 声发射源多传感器数据融合 识别技术研究[J]. 无损检测, 2003, 25(4): 171 - 175.
- [8] 潘 泉, 于 昕, 程咏梅, 张洪才. 信息融合理论的基本方法与进展[J]. 自动化学报, 2003, 29(4): 599 - 609.
- [9] 邓跃进, 王葆元, 张正禄. 边坡变形分析与预报的模糊人工神经网络方法[J]. 武汉测绘科技大学学报, 1998, 23(1): 26 - 31.
- [10] 贺可强, 雷建和. 边坡稳定性的神经网络预测研究[J]. 地质与勘探, 2001, 37(6): 72 - 75.
- [11] 陈昌彦, 王思敬, 沈小克. 边坡岩体稳定性的人工神经网络预测模型[J]. 岩土工程学报, 2001, 23(2): 157 - 161.