

A Reconfigurable Strategy for Sensors Collaborative Information Acquisition *

XIAO Xianjian^{1,2}, XU Lizhong^{1,3*}, CHENG Gong¹, ZHONG Yunlong¹, YAN Xijun^{1,3}, WU Jingyu¹

(1. College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. School of Information & Engineering, Changzhou Institute of Technology, Changzhou Jiangsu 213002, China;
3. Institute of Communication and Information System Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: Sensing resolution of rainfall sensor and its applicable rainfall intensity form a pair of contradictions, which can not be solved by its hardware improvement or the application of new sensing principle. This paper specifically analyses the sensing theory of rainfall sensors, and then, proposes a collaborative information acquisition method for sensors based on reconfigurable strategy. This method forecasts output information's time sequence for sensors with different sensing resolution, combining collaborative model of sensors in order to adapt sensing of various signals with different intensity, and improve the accuracy of information acquisition. The simulation results show that, the collaborative strategy can improve relative error and absolute error of such sensors.

Key words: rainfall sensor; sensor resolution; collaborative information acquisition; reconfigurable strategy; Collaborative Model

EEACC: 6140; 7220; 7230

基于可重配置策略的传感器协同信息获取方法 *

肖贤建^{1,2}, 徐立中^{1,3*}, 陈 功¹, 钟云龙¹, 严锡君^{1,3}, 吴婧妤¹

(1. 河海大学计算机及信息工程学院, 南京 210098;
2. 常州工学院计算机信息工程学院, 江苏 常州 213002;
3. 河海大学通信与信息系统工程研究所, 南京 210098)

摘 要: 雨量传感器的感测分辨率和适用降雨强度是一对矛盾, 难以单纯依靠其硬件或新型传感原理的应用加以改进和处理。分析了雨量传感器感测原理, 提出一种基于可重配置策略的雨量传感器协同信息获取方法。该方法通过对不同分辨率雨量传感器的信息量输出时间序列的预测, 并结合雨量传感器协同模型, 以达到不同强度信号的感测和提高信息精度的目的。仿真结果表明协同策略在该类传感器的相对误差和绝对误差得到改善。

关键词: 雨量传感器; 感测分辨率; 协同信息获取; 可重配置策略; 协同模型

中图分类号: TP274

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2010)06-0844-06

在水文遥测行业中, 翻斗式雨量传感器是应用最为广泛的一种雨量传感器。其原理是降水通过承水器, 再通过一个过滤斗流入翻斗里, 当翻斗流入一定量的雨水后, 翻斗翻转, 倒空斗里的水, 翻斗的每次翻转动作通过干簧管转成脉冲信号, 输出降雨信息是时间间隔脉冲信号, 一个脉冲信号代表一个雨量单位。从信息获取的角度而言, 雨水流入翻斗的过程实质上是雨量传感器对雨强信号按一定面积进行积分的过程。这一积分值是翻斗的容量, 也称雨量传感器的感测分辨率。积分值越小分辨率越高, 积分值越大分辨率越

小。但是这类传感器分辨率较高而雨强信号较大时, 雨量传感器受机械因素, 出现信息输出不赢的现象; 当传感器分辨率较低而雨强信号较小时, 雨量积分值无法达到既定分辨率值, 出现信息无输出现象。即, 这类传感器的感测分辨率与被测信号强度之间存在矛盾。测试表明在翻斗式雨量计的雨强适应范围内由于降雨强度的不同可以产生 2%~16% 的误差^[1-2]。

目前, 这类传感器的精度和分辨率受到制造工艺、成本等因素的制约, 单纯依靠硬件上的改善来获取和处理分辨率、高准确的信息, 在生产技术上几乎

项目来源: 教育部科学技术研究重点项目资助(107057); 河海大学学生科技基金资助(K200803)

收稿日期: 2009-09-16 修改日期: 2010-01-25

已经做到了极限,而采用新型传感原理的传感器也短时间内难以成型,或因成本资金因素难以推广^[3]。包为民等^[4]则从遥测系统角度对这类传感器进行有偏观测误差的修正。在传感器管理优化方面,大量文献^[5-6]聚焦在军事上传感器优化管理研究,在此类传感器优化管理研究关注不多。这主要是因为这类传感器品种少,具体到雨量传感器则更少,如目前应用最为广泛的翻斗式传感器的原理简单,而复杂的信息处理方法,无法适用于该传感器的信息处理。

针对这一类传感器,国内外学者提出了可重配置传感器(Reconfigurable Sensors)^[7]来实现多传感器的协同。可重配置传感器概念是在智能传感器概念^[8](Smart Sensors)基础上衍生发展起来的。可重配置传感器^[7,9-13]强调远程受控,如远程在线工作组态和参数设定以及可以动态通信组网等,可重配置传感器适合环境恶劣、无人值守、被测量动态范围较大等领域的监测。其实质是通过通信链路,对远程或分布式的传感器实施参数调整,量程定标,工作组态,通信路由、软件更新等功能;实现远程或分布式传感器数据采集的可靠性、精确性及经济性。

基于此,本文从翻斗式雨量传感器的感测原理出发,提出一种可重配置策略实现多传感器协同方法,使得不同分辨力的传感器能协同感测范围适用于更大的信号强度范围。

1 测量误差分析

此类传感器是按等面积单位对信号 $f(t)$ 进行积分,并用开关量的形式将采集的信息量同步输出,即 $\Delta s_i = \int_{t_i}^{t_{i+1}} f(t) dt (\Delta s_i = \Delta s_{i-1})$,其信息量输出的时间间隔是 $\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$ 。

本文假设的不同强度的信号模型如图 1 所示。

$$f(t) = \frac{d_i}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}}, i = 0, 1, 2。其中 d_0 < d_1 < d_2。$$

$\Delta s_0, \Delta s_1, \Delta s_2$ 是 3 种积分面积,且 $0 < \Delta s_0 < \Delta s_1 < \Delta s_2$ 。图 2 ~ 图 4 是不同强度的信号在不同积分面积下的信息量输出。

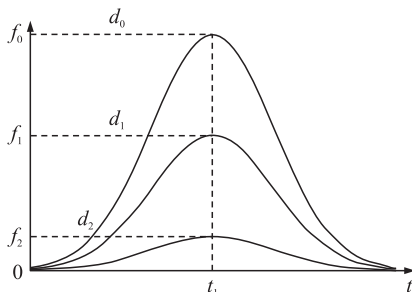


图 1 不同强度的信号模型

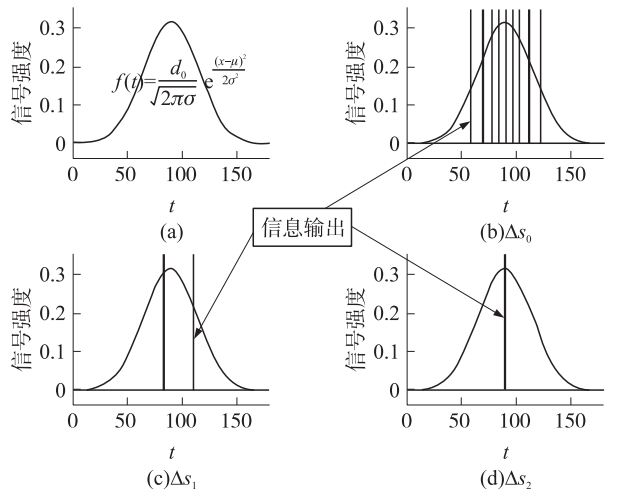


图 2 信号强度 d_0 的不同感测输出

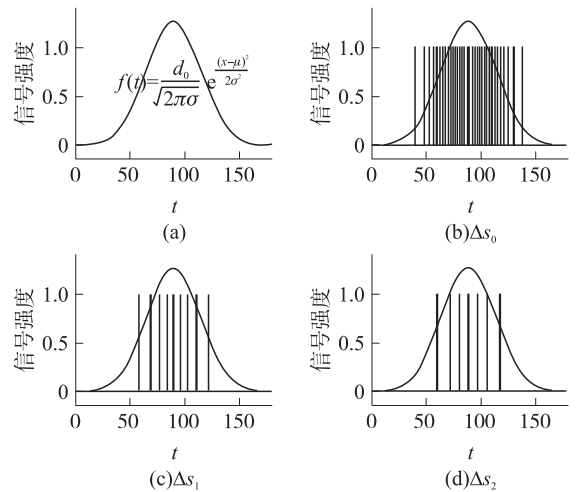


图 3 信号强度 d_1 的不同感测输出

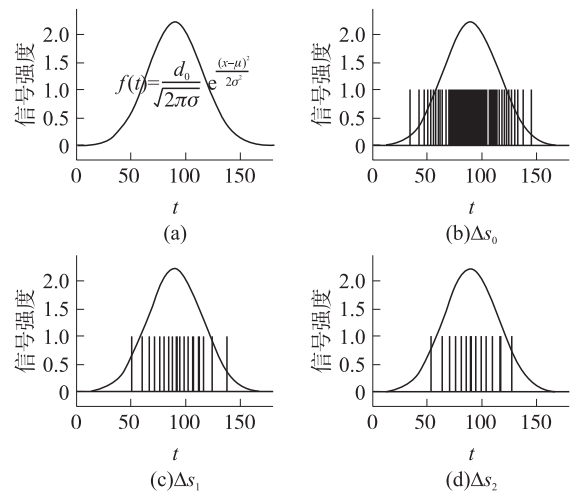


图 4 信号强度 d_2 的不同感测输出

在图 2 ~ 图 4 中,各图的子图(a)是信号模型图,各图的子图(b)、(c)、(d)分别是在信号强度为 d_0, d_1 和 d_2 情况下的 $\Delta s_0, \Delta s_1, \Delta s_2$ 积分面积下的信息输出。注意到在每个子图中最后因为面积达不到积分面积而出现漏积误差。这种漏积与积分面积有

关,图2(d)的漏积误差最大。

通过上述分析信息输出间隔与传感器的感测的面积,以及信号的强度相关。但是由于机械原因,这类传感器的信息输出间隔受限制,也就是说如果 $\Delta t \rightarrow \Delta t_{\min}$ 时,传感器以输出 Δt_{\min} ,即出现传感器信息输出不赢的现象。如果感测的面积大,而信号强度小又出现传感器信息无输出的现象。对于雨量传感器而言,这一测量误差称为“雨日观测误差”^[1]。

为此,本文利用这些不同分辨力的传感器协同对不同强度的信号进行感测来克服单个传感器在不同信号强度情况下感测缺陷。可以令 $y(0) = \Delta t_0, y(1) = \Delta t_1, \dots, y(i) = \Delta t_i, \dots, y(n) = \Delta t_n$, 则可得到信息量输出的时间间隔序列 $y(n)$ 。当 $y(n) \rightarrow \Delta t_{\max}$ 表示输出的时间间隔增大,信号在减弱; $y(n) \rightarrow \Delta t_{\min}$ 表示输出的时间间隔减小,信号在增强。由上述分析可知,根据已有的感测值序列 $y(0) = \Delta t_0, y(1) = \Delta t_1, \dots, y(i-1) = \Delta t_{i-1}$, 预测下一个信息量输出的时间间隔 $y(i) = \Delta t_i$ 。当预测的信息量输出的时间间隔超过测量阈值 Δt_{\min} 时,协同模型可以切换不同分辨力的传感器。

2 信息量输出的时间间隔拟合预测

曲线拟合有很多方法,如简单指数曲线、幂指数曲线、第一类双曲线、第二类双曲线、第三类双曲线、对数曲线和倒对数曲线等。鉴于本文所假定的信号模型具有连续性并正态分布特性,选用标准正态分布函数作为拟合数学模型^[14]。

(1) 拟合公式的提出

$$\text{记 } f(t) = \frac{d}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}},$$

$$\text{令 } \Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{d}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt = d \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt,$$

则有 $\bar{\Phi}(x) = d - \Phi(x)$ 。定义 $h(s) = \frac{f(s)}{d - \Phi(s)}$, 由

上式可得 $-\frac{d}{ds} \ln \bar{\Phi}(s) = h(s)$ 。对此式两边积分,有

$$\int_{-\infty}^x -\frac{d}{ds} \ln \bar{\Phi}(s) ds = \int_{-\infty}^x h(s) ds。 \text{从而有 } \bar{\Phi}(x) =$$

$\exp\left\{-\int_{-\infty}^x h(s) ds\right\}$ 。当 $x \geq x_0$ 时,

$$\begin{aligned} \bar{\Phi}(x) &= \exp\left\{-\int_{-\infty}^{x_0} h(s) ds - \int_{x_0}^x h(s) ds\right\} = \\ &= c \exp\left\{-\int_{x_0}^x h(s) ds\right\} \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $c = \exp\left\{-\int_{-\infty}^{x_0} h(s) ds\right\}$ 。

由式(1)可知,若能确定出函数 $h(s)$, 则可得到 $\bar{\Phi}(x)$, 进而可得出 $\Phi(x)$ 。因一般函数可展开成幂级

数,故可用多项式来近似 $h(s)$, 即 $h(s) \doteq \sum_{i=0}^{n^*} b_i s^i$, 代入(1), 有

$$\begin{aligned} F(x) &= c \exp\left\{-\int_{x_0}^x \left(\sum_{i=0}^{n^*} b_i s^i\right) ds\right\} = \\ &= c \exp\left\{-\sum_{i=0}^{n^*} \frac{b_i}{i+1} (x^{i+1} - x_0^{i+1})\right\} \\ &\triangleq c \exp\left\{-\sum_{i=1}^n a_i (x^i - x_0^i)\right\}, x \geq x_0 \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $n = n^* + 1, a_i = \frac{b_{i-1}}{i}, i = 1, 2, \dots, n$ 。

因当 $x \geq \bar{x}$ 时, $\bar{\Phi}(x) \doteq 0$, 因此可以在一个区间 $[x_0, \bar{x}]$ 上用拟合。当 $x \geq \bar{x}$ 时, 取 $F(x) = 0$ 。于是有如下拟合公式

$$F(x) = \begin{cases} c \exp\left\{-\sum_{i=0}^n a_i (x^i - x_0^i)\right\}, & x \in [x_0, \bar{x}] \\ 0, & x > \bar{x} \end{cases} \quad (3)$$

式中 a_1, a_2, \dots, a_n 为待定参数。

如希望对在不同区间上进行拟合, 则可以利用公式:

$$\begin{aligned} F(x) &= \\ &\begin{cases} \bar{\Phi}(x_{k-1}) \exp\left\{-\sum_{i=0}^n a_i (x^i - x_{k-1}^i)\right\}, & x \in [x_{k-1}, x_k] \\ 0, & x > \bar{x} \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

(2) 拟合参数的确定

确定了拟合公式的形式后, 可用求解线性方程组的方法确定其中的参数 a_1, a_2, \dots, a_n 。先将拟合公式变形为:

$$\begin{aligned} \ln\left(\frac{\bar{\Phi}(x_0)}{F(x)}\right) &= \ln\left(\frac{d - \Phi(x_0)}{F(x)}\right) = \\ &= \sum_{i=1}^n a_i (x^i - x_0^i), x \in [x_0, \bar{x}] \end{aligned} \quad (5)$$

再适当选取 n 个分点 x_1, x_2, \dots, x_n 满足 $x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_n \leq \bar{x}$, 令 $F(x_i) = \bar{\Phi}(x_i)$, 则可得到以 a_1, a_2, \dots, a_n 为未知数的 n 元线性方程组

$$\begin{cases} a_1(x_1 - x_0) + a_2(x_1^2 - x_0^2) + \dots + a_n(x_1^n - x_0^n) = b_1, \\ a_1(x_2 - x_0) + a_2(x_2^2 - x_0^2) + \dots + a_n(x_2^n - x_0^n) = b_2, \\ \dots\dots\dots \\ a_1(x_n - x_0) + a_2(x_n^2 - x_0^2) + \dots + a_n(x_n^n - x_0^n) = b_n. \end{cases} \quad (6)$$

式中

$$b_i = \ln\left(\frac{\bar{\Phi}(x_0)}{\bar{\Phi}(x_i)}\right) = \ln\left(\frac{d - \Phi(x_0)}{d - \Phi(x_i)}\right), i = 1, 2, \dots, n。$$

由于方程组(6)的系数行列式(7)

$$D = \begin{vmatrix} x_1 - x_0 & x_1^2 - x_0^2 & \cdots & x_1^n - x_0^n \\ x_2 - x_0 & x_2^2 - x_0^2 & \cdots & x_2^n - x_0^n \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_n - x_0 & x_n^2 - x_0^2 & \cdots & x_n^n - x_0^n \end{vmatrix} = \prod_{0 \leq j < i \leq n} (x_i - x_j) \neq 0 \quad (7)$$

故拟合参数 a_1, a_2, \dots, a_n 可唯一确定。

3 传感器协同模型

设 3 个传感器 s_1, s_2 和 s_3 , 对应的感测面积 $\Delta s_1, \Delta s_2$ 和 Δs_3 , 且 $0 < \Delta s_1 < \Delta s_2 < \Delta s_3$ 。这 3 个传感器感测的最小信息量输出的时间间隔 Δt_{\min} , 最大的感测强度 $d_{i\max} = \frac{\Delta s_i}{\Delta t_{\min}}$, ($i = 1, 2, 3$)。它们的最大信息量输出的时间间隔理论上都可以是 ∞ , 但是被感测的信息总量不确定。如果被感测的信息总量达不到 Δs_i , ($i = 1, 2, 3$), 传感器就不能产生信息量输出, 随着时间推进, 被感测的信息丢失。因此最大信息量输出的时间间隔仍然是有限的, 故设最大信息量输出的时间间隔 Δt_{\max} 。依据设定的信息量输出的时间间隔为 $[\Delta t_{\min}, \Delta t_{\max}]$, 信号强度范围分别是 $[\frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\max}}, \frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\min}}]$ 、 $[\frac{\Delta s_2}{\Delta t_{\max}}, \frac{\Delta s_2}{\Delta t_{\min}}]$ 和 $[\frac{\Delta s_3}{\Delta t_{\max}}, \frac{\Delta s_3}{\Delta t_{\min}}]$, 且 $0 < \frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\max}} < \frac{\Delta s_2}{\Delta t_{\max}} < \frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\min}} < \frac{\Delta s_3}{\Delta t_{\max}} < \frac{\Delta s_2}{\Delta t_{\min}} < \frac{\Delta s_3}{\Delta t_{\min}}$ 。

根据上述分析, 建立图 5 传感器协同模型。

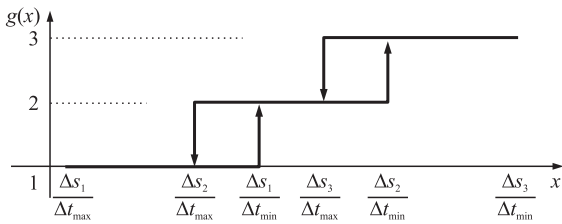


图 5 传感器协同模型

在图 5 中, x 表示信号强度; $g(x)$ 表示信号强度变化时, 传感器的协同如式(8)所示。

$$g(x) = \begin{cases} 1, & x \in [\frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\max}}, \frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\min}}] \\ 2, & x \in [\frac{\Delta s_2}{\Delta t_{\max}}, \frac{\Delta s_2}{\Delta t_{\min}}] \\ 3, & x \in [\frac{\Delta s_3}{\Delta t_{\max}}, \frac{\Delta s_3}{\Delta t_{\min}}] \end{cases} \quad (8)$$

结合图 5 和式(8), 当信号强度 $\frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\max}} \rightarrow \frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\min}}$, 选择传感器 s_1 作为当前感测传感器; 当信号强度大于 $\frac{\Delta s_1}{\Delta t_{\min}}$ 时, 选择 s_2 作为当前感测传感器; 当信号强度

变化至 $\frac{\Delta s_2}{\Delta t_{\min}}$ 时, 选择 s_3 作为当前感测传感器。在信号强度由强变弱时, 在 $\frac{\Delta s_3}{\Delta t_{\max}}, \frac{\Delta s_2}{\Delta t_{\max}}$ 时刻进行传感器切换。这里传感器切换有信号强度重叠区意味着传感器之间能够有一定余量进行交接感测。

4 仿真实验与分析

在上述分析基础上, 本节对传感器协同模型进行了仿真实验。参数设置 $\Delta s_1 = 2, \Delta s_2 = 5$ 和 $\Delta s_3 = 7; \Delta t_{\min} = 1.1; d_0 = 10, d_1 = 100, d_2 = 200, d_3 = 350$ 。本节从绝对误差和相对误差来分析。绝对误差为三种传感器及其协同所感测的信息输出量与总信息量之比。如果没有 Δt_{\min} 的限制, 在这三种传感器中, 传感器 s_1 对某一信号强度的所感测信息输出量是最大输出量。此外, 由于在仿真过程中的积分上限取值会导致信息输出量有一个误差, 即出现在 $[0, \Delta s]$ 范围的误差。本节以传感器 s_1 在无 Δt_{\min} 的限制条件下感测信息输出量作为基本感测信息输出量。由于本节选择的信号强度都是 Δs_1 的整数倍, 受仿真积分误差影响, 基本感测信息输出量 = 总信息量 - Δs_1 。相对误差是以三种传感器及其协同感测的信息输出量与基本感测信息输出量的比值。

在图 6 中, (a)、(b)、(c) 为单独使用传感器对信号的感知, 其中 (d) 协同时使用传感器仅为 s_1 。所感测的信息量分别为 8、5、7 和 8。绝对误差 20%、50%、30% 和 20%, 相对误差为 0、37.5%、12.5% 和 0, 如表 1 所示。这说明绝对误差的大小与传感器分辨力大小成正比, 分辨力越大, 绝对误差越小。相对误差则是有最大分辨力的传感器所决定。

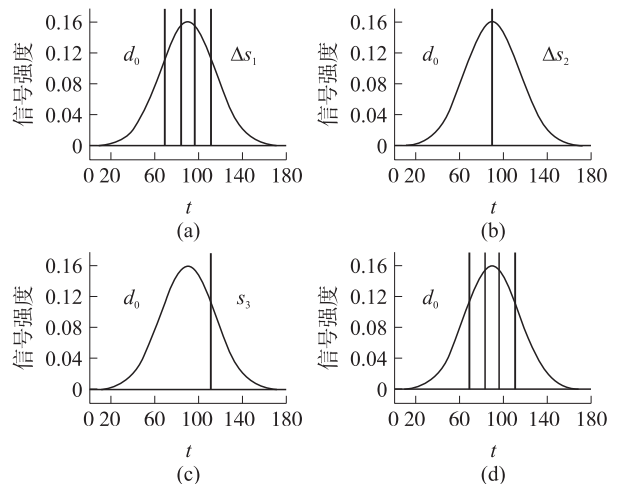


图 6 信号强度为 10 时的比较

表1 信号强度为10时信息量输出误差比较

	总信息量	基本感测信息量	实际感测测量	绝对误差(%)	相对对误差(%)
s_1	10	8	8	20.00	0.00
s_2	10	8	5	50.00	37.50
s_3	10	8	7	30.00	12.50
协同	10	8	8	20.00	0.00

在图7中,(a)、(b)、(c)为单独使用传感器对信号的感知,其中(d)协同时使用传感器仍然仅为 s_1 。所感测的信息量分别为98、95、98和98;绝对误差2%、5%、2%和2%;相对误差为0、3.06%、0和0,如表2所示。比较表1和表2的绝对误差和相对误差,可以发现在某些信号强度下,部分传感器的信息输出量与传感器协同后的信息输出量是相同的。这主要是因为信号强度为100时的协同信息量输出实际上仍然是由 s_1 的感测输出。 s_3 的感测信息输出量可能恰好是与信号强度选择有关。 s_1 输出了49个信息量,而 s_3 输出了14个信息量。

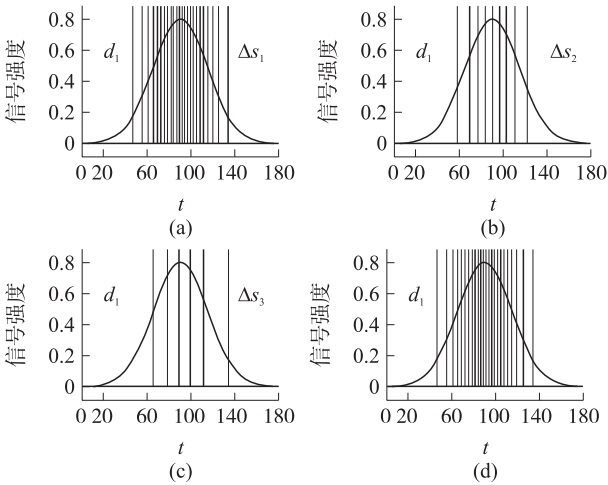


图7 信号强度为100时的比较

表2 信号强度为100时信息量输出误差比较

	总信息量	基本感测信息量	实际感测测量	绝对误差(%)	相对对误差(%)
s_1	100	98	98	2.00	0.00
s_2	100	98	95	5.00	3.06
s_3	100	98	98	2.00	0.00
协同	100	98	98	2.00	0.00

在图8中,(a)、(b)、(c)为单独使用传感器对信号的感知,其中(d)协同时使用传感器为 s_1 和 s_2 。

信号强度为200时的信息量输出的绝对误差和相对误差比较如表3。随着信号强度的增加,传感器 s_1 的绝对误差和相对误差都急剧增加。而 s_2 和

s_3 的都在减小,这是因为 s_2 和 s_3 对强度为200的信号具有较好的感测。但是通过传感器协同感测后,信息量输出的绝对误差和相对误差较单个传感器的感测信息量输出都小。

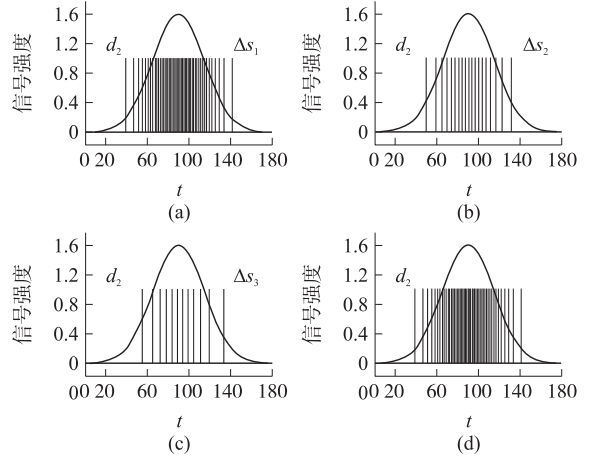


图8 信号强度为200时的比较

表3 信号强度为200时信息量输出误差比较

	总信息量	基本感测信息量	实际感测测量	绝对误差(%)	相对对误差(%)
s_1	200	198	148	26.00	25.25
s_2	200	198	195	2.50	1.52
s_3	200	198	196	2.00	1.01
协同	200	198	198	1.00	0.00

在图9中,(a)、(b)、(c)为单独使用传感器对信号的感知,其中协同时使用传感器为 s_0 、 s_1 和 s_2 。信号强度为350时的信息量输出的绝对误差和相对误差比较如表4。随着信号强度的增加,传感器 s_1 和 s_2 的绝对误差和相对误差都急剧增加, s_3 的绝对误差和相对误差还在减小范围内。在表4中,传感器协同感测的信息输出量比基本感测信息输出量大,是因为在协同过程中传感器的单位面积不同而引起的,这也是协同的优点之一。

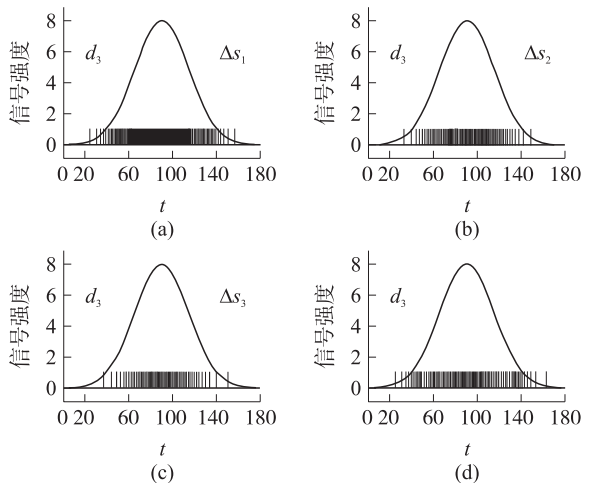


图9 信号强度为350时的比较

表 4 信号强度为 350 时的信息量输出比较

	总信息量	基本感测信息量	实际感测量	绝对误差 (%)	相对对误差 (%)
s_1	350	348	178	49.14	48.85
s_2	350	348	315	10.00	9.48
s_3	350	348	343	2.00	1.44
协同	350	348	349	0.028	-0.028

5 总结

本文通过对降雨信息量输出的时间间隔拟合预测,提出一种传感器递进协同的配置策略,能够较好地处理雨量传感器感测分辨力和适用降雨强度这一对矛盾。仿真表明,雨量传感器的协同配置策略改善了单个传感器的绝对误差和相对误差,以期现有雨量传感器的分辨力能适应更大的雨量强度范围。

参考文献:

- [1] 赵新生,孙发亮,李建成,等. 遥测系统雨量观测误差分析与仪器选型设计[J]. 人民黄河,2005,27(5):22-23.
- [2] 唐驰. 强降雨对 JDZ02-1 型翻斗式雨量计误差影响的分析[J]. 广东水利水电,2009,4:83-84.
- [3] 张建云,唐镇松,姚永熙. 水文自动测报系统应用技术[M]. 北京:中国水利水电出版社,2005.
- [4] 包为民,瞿思敏,李清生,等. 遥测系统降雨观测误差估计方法研究[J]. 水利学报,2003,2(4):30-34.
- [5] Smith D, Singh S. Approaches to Multisensor Data Fusion in Target Tracking: A Survey[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(12): 1696-1710.
- [6] 王航宇,王辉华. 基于分辨力的协同传感器节点选择[J]. 传感技术学报,2004,17(2):193-196.
- [7] Llorca J, Desai A, Vishkin U, et al. Reconfigurable Optical Wireless Sensor Networks[C]//Optics in Atmospheric Propagation and Adaptive Systems, Proceedings of SPIE, 2004:136-146.
- [8] 宋光明,葛运建. 智能传感器网络研究与发展[J]. 传感技术学报,2003,16(2):107-112.
- [9] Hong S, Kim Th. Designing a State-Driven Operating System for Dynamically Reconfigurable Sensor Networks[J]. SOC Design Conf, 2003, 12(35): 40-42.
- [10] Stewart Db, Volpe Ra, Khosla Pk. Integration of Real-Time Software Modules for Reconfigurable Sensor-Based ControlSystems[C]//325-333.
- [11] Koren Y, Heisel U, Jovane F, et al. Reconfigurable Manufacturing Systems[J]. Annals of the CIRP, 1999, 48(2): 572-579.
- [12] Balasubramanian S, Aksoy D. Automatic Registration for Dynamic and Reconfigurable Sensor Networks[C]. Local and Metropolitan Area Networks, 2004:169-174.
- [13] Jovanov E., Milenkovic A, Basham S, et al. Reconfigurable Intelligent Sensors for Health Monitoring: A Case Study of Pulse Oximeter Sensor[C]//Engineering in Medicine and Biology Society, 2004: 4759-4762.
- [14] 于维生. 标准正态分布函数的拟合方法[J]. 吉林大学自然科学学报,1992,3(4):1-5.



肖贤建(1974-),工学博士. 主要研究方向为无线传感器网络、信息获取与处理和 信息融合, xxj2000hhu@163.com;



徐立中(1958-),博士,教授,博士生导师,研究方向为信息获取与遥测遥控、智能信息系统. 近年来主持完成了 10 余项国家和省部级科技计划项目. 作为项目负责人,曾获省部级科技进步一、二、三等奖 8 项,获国家发明专利 3 项. 出版学术专著 4 本,发表论文 150 余篇, lzhxu@hhu.edu.cn.