

基于 CS 的机载分簇型 WSN 数据采集方法

周伟, 景博, 黄以锋, 焦晓璇, 胡家兴, 梁威

(空军工程大学 航空航天工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 提出一种适用机载分簇型 WSN 的数据采集方案。该方案一方面采用随机压缩采样的方式, 有效地减少了硬件资源受限的簇成员节点的采样数据量, 降低了簇成员节点对硬件资源的要求; 另一方面, 提出一种基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法, 将混沌理论良好的局部寻优特性与遗传算法强大的全局搜索能力相结合, 有效提高了簇头或 Sink 中信号重构的性能。实验结果表明, 该方案在有效减少簇成员节点采样数据量, 且采样频率降为原采样频率 1/8 的基础上, 仍能保证 10^{-7} 数量级的重构精度, 为实用型 WSN 的实现提供了有效借鉴。

关键词: 无线传感器网络; 压缩感知; 匹配追踪; 重构; 遗传算法; 混沌

中图分类号: TP393

文献标识码: A

CS-based data collection method for airborne clustering WSN

ZHOU Wei, JING Bo, HUANG Yi-feng, JIAO Xiao-xuan, HU Jia-xing, LIANG Wei

(School of Aeronautic & Astronautic Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: A data acquisition scheme which was suitable for airborne clustering WSN was proposed. On the one hand, this scheme adopts the random compressive sampling could reduce the amount of sampling data of the cluster nodes effectively, and greatly reducing the hardware requirements of the cluster nodes; on the other hand, put forward a MP reconstruction method based on composite chaotic-genetic algorithm expressly, which combined the excellent local searching characteristics of chaos theory with the powerful global search ability of genetic algorithm, could improve the signal reconstruction performance of the cluster head or Sink effectively. The experimental results show that, by diminishing the sampling frequency to 1/8 of the original sampling frequency, this random compressive sensing scheme can dramatically reduce the sampling quantity, and the reconstruction precision can reach 10^{-7} magnitude. This random compressive sensing scheme provides a useful idea for practical WSN.

Key words: wireless sensor networks; compressive sensing; matching pursuit; reconstruction; genetic algorithm; chaos

1 引言

近年来, 面向飞行器状态监测的无线传感器网络 (WSN) 的研究日益得到重视, 已有不少机构和学者针对此类问题做了大量的研究^[1~5]。2007 年, 美国空军开启了“先进微型遥测系统”(ASMT) 项目的研究, 旨在研制一种用于飞行器地面和飞行试验监测的无线传感网络系统^[1]。2009 年, “Fly-by-Wireless (FBW)” 联盟宣布重点资助 4 个面向飞行器监测应用的无线传感网络研究项目。文献[2]通过实验研究了无线传感器网络所使用的

2.2~2.45 GHz 频段未影响飞机上其他机载电子设备的正常工作, 而其他机载电子设备也未对无线传感网络的正常工作产生任何影响。文献[3]提出将无线传感器网络用于飞行器控制和健康监测系统。文献[4]提出一种面向飞机状态监测的无线传感器网络分层拓扑结构, 仿真验证表明该无线传感器网络系统可以高效运行。文献[5]构建了用于监测飞机机舱物理环境的 WSN 原型系统。可以看出, 对机载 WSN 的研究不但是可行的, 而且是必要的。

机载 WSN 系统一般采用分簇型网络架构, 飞行器各子系统或空间区域形成一个或多个簇, 各簇

收稿日期: 2014-11-24; 修回日期: 2015-01-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51201182)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (51201182)

中的簇头和簇成员节点间采用星型拓扑^[4]。簇头在布设时需要采用机上电源直接供电，而且可以配置较高性能的存储、处理和通信器件；簇成员节点由于所处监测点空间的限制，不是所有节点都可以采用机上电源直接供电，比如位于发动机监测系统的一些嵌入式传感节点就无法采用机上电源直接供电，其在能量、处理和通信能力都非常有限的情况下，还要采集并传输以奈奎斯特采样速率采集的大量原始数据至簇头，从而导致簇成员节点寿命快速“衰竭”，大大降低了网络的整体性能。传统 WSN 的这种“不对称”的数据采集模式显然是很不合理的。

近几年兴起的压缩感知(CS, compressive sensing)技术利用信号的稀疏性，以远低于奈奎斯特采样速率对信号进行采样，将数据采集端复杂的信号处理转移到解码端，减少了采集端的能耗，提高了对解码端的性能要求，这正好符合 WSN 数据采集模式的特点。将这种数据采集模式应用于分簇型 WSN 中，即为通过大量性能有限的簇成员节点实现信号低速率采样；通过后端能量充足、数据存储和处理能力强大的簇头或 Sink 实现复杂的信号重构过程，可为实用型 WSN 的实现提供新方法。

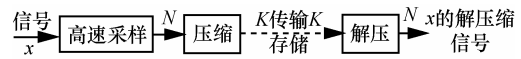
目前，将 CS 技术应用于 WSN 的研究主要有 3 个方向：CS 技术在 WSN 数据融合中的应用^[6,7]；CS 技术在 WSN 数据采集和重构中的应用^[8-10]；CS 技术在 WSN 数据传输和路由中的应用^[11,12]。这些研究基本都是简单地将 CS 理论应用到 WSN 数据采集、处理和传输的过程中，对其硬件实现困难的现实考虑不足，这是因为基本压缩感知技术的实现对硬件的要求并不比传统采样方法低^[13]。针对这一突出问题，文献[14,15]提出一种新型的随机压缩采样方法，能够在节点硬件资源受限的 WSN 中实现压缩感知技术。

本文提出一种适用于机载分簇型 WSN 的数据采样方案。该方案充分考虑分簇型 WSN 的特点，提出簇成员节点按照簇头或 Sink 发送，通过相关性计算的随机采样序列进行低速压缩采样，并将少量采样数据发至簇头或 Sink 中进行投影和信号重构。针对文献[15]重构算法的不足，本文重点提出一种基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法。实验结果表明，本文方案是可行和有效的。

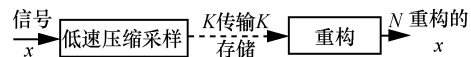
2 压缩感知理论

传统的信号采集过程如图 1(a)所示。这种全信

息采集方式需要传送的数据量大，通信能耗大，不适于节点硬件资源受限的 WSN。压缩感知理论指出，只要信号是稀疏的或在某种变换下可稀疏表示，那么就可用一个与稀疏变换基不相关的观测矩阵将原始高维序列投影到一个低维空间上，然后再通过求解一个优化问题即可从少量的投影中大概率地重构出原数据^[16]，其基本原理如图 1(b)所示。



(a) 传统信号采样压缩原理



(b) 压缩感知技术原理

图 1 2 种采样原理对比

压缩感知理论主要包括三部分：一是信号的稀疏表示；二是测量矩阵设计，要在降低维数的同时保证原始信号的信息损失最小；三是设计信号重构算法，利用观测值无失真地恢复原始信号^[17,18]。

1) 稀疏表示

压缩感知的前提条件为信号是稀疏的或在某种变换下可稀疏表示。普通信号在时域一般都是非稀疏的，因此，对一个特定信号应用压缩感知技术，首先要选择一个最合适的稀疏变换域，使其能够有最佳的稀疏表示。设 $x=[x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 为稀疏或可压缩信号，其中， $x \in R^N, N \in R$ ，且 x 在某正交基 $\Psi=[\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ 上是 k 稀疏的 ($1 \leq k < N$ ，且 $k \ll N$)，则 x 可表示为： $x = \Psi S = \sum_{i=1}^N s_i \psi_i$ ， $S=[s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 为 x 在稀疏变换矩阵 Ψ 上的稀疏序列，其非零元素个数为稀疏度 k 。

观测矩阵设计。当信号 x 经过稀疏变换后，可用一个与 Ψ 不相关的 $M \times N$ 维观测矩阵 Φ ($M \leq N$) 对 x 进行线性变换，将原始 N 维信号 x 变换为 M 维信号 y ，即

$$y^{M \times 1} = \Phi^{M \times N} x^{N \times 1} = \Phi^{M \times N} \Psi^{N \times N} S^{N \times 1} \quad (1)$$

测量值 y 作为原始信号 x 在观测矩阵 Φ 上的线性投影，包含了重构信号 x 所需的足够信息。因此，设计一个合适的观测矩阵 Φ ，既能达到最佳压缩的目的又能保证信号能被精确重构。Candès 等证明观测矩阵 Φ 需满足有限等距特性 (RIP)： $(1 - \delta_k) \|x\|_2^2 \leq \|\Phi \Psi x\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|x\|_2^2$ ， $\delta_k \in (0, 1)$ 为等

距常量^[19], 即保证 Φ 、 Ψ 不会将 2 个不同的 k 稀疏信号映射到同一个采样集合中。

信号重构。已知测量值 y 和观测矩阵 Φ 恢复原始信号 x 是解一个欠定方程组的过程, 无法从测量值 y 唯一确定 x 。但由于信号 x 是稀疏的或可压缩的, 且观测矩阵 Φ 满足 RIP 条件, 因此 x 可以通过求解最优 l_0 范数精确重构, 即

$$\hat{S} = \arg \min \|S\|_0 \quad \text{s.t. } \Phi \Psi S = y \quad (2)$$

直接求解上述问题是一个 NP 难题。目前针对此问题的求解方法主要包括贪婪追踪算法、凸松弛法和组合算法, 而最具代表性的为匹配追踪(MP)类算法, 其在每次迭代时进行局部最优化寻找各个非零系数的思想, 为最小 l_0 范数问题的近似求解提供了有效方法。

可以看出, 与图 1(a)所示的传统采样压缩方法相比, 压缩感知技术在数据采集的同时进行数据压缩, 利用少量的采样信号进行数据重构, 更适合于节点硬件资源受限的 WSN。

3 面向分簇型 WSN 的随机压缩采样技术

压缩感知技术通过对具有稀疏性的信号进行有效降维投影来实现对远低于经典奈奎斯特采样频率的压缩进行采样。这种方法虽然降低了采样速率, 但由于在信号采集前要生成随机数, 而生成随机数的随机信号发生器需要在奈奎斯特频率下工作, 因此提高了对硬件资源的要求, 不适于本文节点硬件资源受限的分簇型 WSN^[13,14]。

随机压缩采样根据生成的采样序列对原始信号 x 进行随机采样, 如图 2(a)所示。相比于图 2(b)传统的等间隔采样, 随机压缩采样的 A/D 矩阵不是标准的单位阵, 而是在其基础上通过随机抽样矩阵 *Sample* (*Sample* 是采样序列的矩阵表示形式)获取若干非零值^[15]。

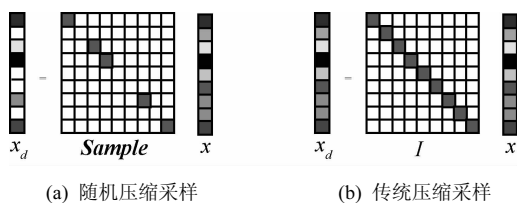


图2 采样过程对比

将随机压缩采样技术应用于分簇型 WSN, 即为簇成员节点中的定时器按照采样序列控制 A/D

进行采样, 得到少量信号, 并发送至簇头, 然后在簇头或 Sink 中根据采样序列进行随机投影和信号重构。面向分簇型 WSN 的单路 A/D 随机压缩采样原理如图 3 所示。

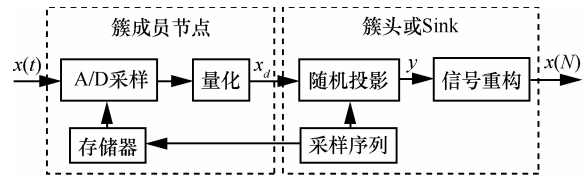


图3 面向分簇型 WSN 的随机压缩采样原理

这就避免了传统压缩采样需要高频随机数生成器的问题, 而只需在簇成员节点配置随机数寄存器。采样序列由簇头或 Sink 通过相关度计算得到并发送给簇成员节点。通过采样序列采样得到的信号 x_d 虽然会失去部分信号信息, 但由于其是通过相关度计算而得到的具有代表性的序列, 因此可为信号重构提供足够的信息。

对比于式(1)的经典压缩采样方法, 随机压缩采样方法可用式(3)表示。文献[14]通过仿真验证了随机压缩采样满足 RIP 及不相关性质。

$$y^{M \times 1} = \Phi^{M \times N} x_d^{N \times 1} = \Phi^{M \times N} \text{Sample}^{N \times N} \Psi^{N \times N} S^{N \times 1} \quad (3)$$

本文基于随机压缩采样的分簇型 WSN 压缩感知的具体步骤如下。

- 1) 根据先验信息确定稀疏度 k 。
- 2) 计算随机采样个数 M 。
- 3) 通过相关度计算, 生成满足均匀分布的随机采样序列 t_i , $i \in \{1, 2, 3, \dots, M\}$, 采样间隔 T_i 满足 $N(N/M, M^2 K^2 / N^2)$ 的高斯分布。
- 4) 将生成的随机采样序列 t_i 发送至簇成员节点并存储。
- 5) 簇成员节点根据采样序列进行随机采样(随机采样频率为采样个数与完成采样所需时间的比值), 并将 $M \times 1$ 维采样值发送至簇头。
- 6) 在簇头或 Sink 中根据采样序列将 $M \times 1$ 维采样值 $x_d(M)$ 扩充为 $N \times 1$ 维采样值 $x_d(N)$, 然后根据生成的满足高斯随机分布的 $M \times N$ 维观测矩阵 Φ 对 x_d 进行降维投影, 得到测量值 y 。该观测矩阵 Φ 有别于基于信号整体量的随机投影矩阵, 其只是针对部分信号的随机投影矩阵。
- 7) 在簇头或 Sink 中进行信号重构。

可以看出, 在这 7 个步骤中, 簇成员节点仅需完成接收采样序列、存储采样序列、A/D 采样、发

送 $M \times 1$ 维测量值 $x_d(M)$ 至簇头等任务, 由于最终通过无线发送的数据量大幅减小, 从而大大地降低了各簇成员节点的能耗。采样序列相对于采样数据是非常小量的数据, 因此产生的通信能耗也非常小。

文献[15]中提出利用现有的重构算法进行重构, 目前应用最广泛、最具代表性的重构方法为匹配追踪类算法, 这些重构算法要么精度不佳, 要么速度较慢。因此, 为了有效提升匹配追踪算法的信号重构性能, 本文第4节提出一种基于混沌—遗传算法的改进匹配追踪重构方法。

4 基于复合混沌—遗传算法的MP重构方法

4.1 问题描述

从数学角度分析, 式(2)所示的最小 l_0 范数问题与信号的稀疏表示问题是等价的^[18]。匹配追踪算法将信号 x 正交投影到过完备原子库 D 中最匹配 x 的原子 g_{γ_0} 上, 须满足

$$|\langle x, g_{\gamma_0} \rangle| = \sup_{\gamma \in \Gamma} |\langle x, g_{\gamma} \rangle| \quad (4)$$

其中, $\langle x, g_{\gamma_0} \rangle$ 为 x 与 g_{γ_0} 的内积, g_{γ} 为由参数组 γ 定义的原子。本文选择 Gabor 原子。经过正交投影的 x 可分解为在最佳原子 g_{γ_0} 上的投影 $\langle x, g_{\gamma_0} \rangle g_{\gamma_0}$ 和残差 $r^1 x$, 之后, 继续对残差 $r^1 x$ 在原子库 D 中进行投影, 经过 $k+1$ 次迭代得到 $r^k x = \langle r^k x, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} + r^{k+1} x$, 当 $r^{k+1} x$ 小于预定的阈值时, x 就分解为 m 个原子的组合

$$x = \sum_{k=0}^{m-1} \langle r^k x, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k} \quad (5)$$

Gabor 原子 $g_{\gamma}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) \cos(vt+w)$, 其

中, $g(t) = e^{-\pi t^2}$ 为高斯窗口函数, $\gamma = (s, u, v, w)$ 为时频原子参数。原子库 D 由尺度 s 、位移 u 、原子频率 v 和原子相位 w 这4个参数形成。由于匹配追踪算法的每次迭代都需要残差 $r^k x$ 与 D 中的每个原子做内积, 从而导致计算量非常大。

遗传算法(GA)是一种自适应全局优化概率搜索算法, 其只需待优化对象提供目标函数的计算标准和参数的上下限, 就可在全局空间内迅速对符合条件的参数寻优, 而MP算法在寻找最优原子时已经给出了离散化的原子参数 $\gamma = (s, u, v, w)$ 的范围和最优原子的计算公式。因此, 将GA应用于MP算

法, 可使每个寻找最佳原子的过程由搜索整个原子库变为仅搜索原子库中一个随机产生的较小子集, 从而减少计算量, 大幅提高最佳原子匹配速度^[20]。

然而, 由于GA在初始个体适应度值相差不大时, 后期搜索速度会变慢; 而在初始个体适应度值相差很大时, 会引发“早熟”现象。混沌具有初值敏感性、遍历性及随机性, 这里的“随机”是由系统内部特性所引发的, 可使其在一定范围内按自身规律不重复地遍历所有状态, 不仅高效而且还可有效避免局部最优。因此, 将混沌理论良好的局部寻优特性与GA强大的全局搜索能力结合起来, 实现优势互补, 可有效提高系统的寻优能力^[21,22]。

已有的混沌—遗传算法大都是通过遗传算法中采用 Logistic 映射产生混沌序列作为初始群体解, 或在变异操作阶段中增添混沌随机扰动来提高算法性能, 但依然存在搜索盲区大、收敛速度慢等不足^[23]。本文提出利用 Tent 映射和 Logistic 映射复合产生混沌映射的搜索方法, 这种复合过程使混沌映射的随机性和敏感性加强, 可有效改善只采用 Logistic 映射时存在的寻优精度低、速度慢等不足。

4.2 复合混沌搜索算法

Logistic 映射定义为

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n), \quad 0 < \mu \leq 4, \quad 0 < x_n < 1 \quad (6)$$

该迭代序列的分布特点是“两头多中间少”, 若将其用于优化算法中, 当目标问题的最优值落在中间部分时, 算法效率将下降。

Tent 映射定义为

$$x_{n+1} = \alpha - 1 - \alpha |x_n|, \quad 1 < \alpha \leq 2, \quad -1 < x_n \leq 1 \quad (7)$$

Tent 映射迭代速度要快于 Logistic 映射, 但其迭代序列在小周期和不稳定周期点易落入循环。

Lyapunov 指数可有效刻画映像中相邻点相互分离的快慢或奇异吸引子中轨道对初始条件的敏感度, 其值越大表明映射对初始条件越敏感, 其定义为

$$\lambda = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \ln |f'(x_n)| \quad (8)$$

计算可知, 当 $\alpha = 2$ 时, Tent 映射迭代方程的 Lyapunov 指数最大, 其混沌轨道对初值敏感性最强。因此, 基于 Logistic 映射与 Tent 映射的特点, 当 $\alpha = 2$ 时, 将式(6)产生的迭代数列 x_{n+1} 作为式(7)的初始值 x_n 进行复合迭代, 得到新的映射

$$x_{n+1} = 1 - 2\mu x_n (1 - x_n), \quad 0 < x_n < 1, \quad 0 < \mu \leq 4 \quad (9)$$

式(9)所表示的复合映射具有类抛物线型,且只有当 $1 \leq \mu \leq 2$ 时,该复合映射才是单一的满映射,序列具有有界性,可进入混沌状态。由式(8)计算得知,Logistic映射、Tent映射和复合映射三者中,复合映射的最大Lyapunov指数最大,表示其具有更好的初值敏感性,局部搜索能力更强,此时式(9)中的 $\mu=2$,代入式(9)可得复合映射方程为

$$x_{n+1} = 1 - 4x_n(1 - x_n), 0 < x_n < 1 \quad (10)$$

混沌搜索的基本思想是先通过混沌映射将优化变量的值映射成混沌变量,然后利用混沌变量的遍历性进行搜索,最后通过线性变换将获得的最优解转换到原优化空间。以式(10)作为约束条件的 n 维优化问题: $\max f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, x_j 为第 j 维决策变量,且 $x_{\min,j} < x_j < x_{\max,j}$,其复合混沌搜索过程如下。

step1 令 $k=0$,根据 $cx_j^{(k)} = \frac{x_j^{(k)} - x_{\min,j}}{x_{\max,j} - x_{\min,j}}$ 将第 j

维决策变量 $x_j^{(k)}$ 映射为混沌变量 $cx_j^{(k)}$ 。

step2 将 $cx_j^{(k)}$ 作为式(10)初始值,产生下一代混沌变量 $cx_j^{(k+1)} = 1 - 4cx_j^{(k)}(1 - cx_j^{(k)})$ 。

step3 将混沌变量 $cx_j^{(k+1)}$ 映射为决策变量 $x_j^{(k+1)} = x_{\min,j} + cx_j^{(k+1)}(x_{\max,j} - x_{\min,j})$ 。

step4 根据目标函数 $f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 评价决策变量 $x_j^{(k+1)}$ 的品质。如果 $f(x^{(k+1)}) > f(x^{(k)})$,则输出 $(x_1^{(k+1)}, x_2^{(k+1)}, x_3^{(k+1)}, \dots, x_n^{(k+1)})$ 作为复合混沌搜索结果,否则返回step2。

4.3 基于复合混沌—遗传算法的MP重构

MP算法的每一步都要完成式(4)所代表的优化问题,计算量非常大。利用本文提出的复合混沌—遗传算法来优化MP重构算法,就是将MP在过完备原子库中匹配最佳原子的过程转化为利用混合算法近似求解式(4)的优化问题:将生成原子的参数组 $\gamma=(s, u, v, w)$ 作为待寻优参数,信号或信号残差与原子内积的绝对值 $\langle r^k x, g_{\gamma_k} \rangle$ 作为适应度函数。在这一过程中,复合混沌算法与遗传算法的结合主要体现在2个阶段:在遗传算法初始种群产生阶段,随机生成的变量往往分布不合理,易于产生“早熟”现象,可利用复合混沌序列的内在相关性优化初始种群的生成;在遗传算法后期搜索阶段,利用复合混沌搜索算法强大的局部寻优特性提高搜索性能。

基于复合混沌—遗传算法的MP重构方法的具体步骤如下。

step1 确定信号 x 或信号残差 $r^k x$,初始化种群规模 N ,迭代次数 G ,交叉概率 P_c ,变异概率 P_m ,残差阈值 T 。

step2 对 $\gamma=(s, u, v, w)$ 进行参数编码。需要注意的是,由于原子参数 s 、 u 、 v 、 w 的上下限非常复杂,不能直接用于遗传算法初始种群,因此对 s 、 u 、 v 、 w 进行离散化处理: $s = \alpha^j$, $u = p\alpha^i \Delta u$, $v = q\alpha^{-j} \Delta v$, $w = i\Delta w$,其中, $\alpha=2$ 为尺度因子, $\Delta u=1/2$ 为最小位移间隔, $\Delta v=\pi$ 是最小频率间隔, $\Delta w=\pi/6$ 为最小相位间隔,且 $0 < j \leq \text{lb}N$, $0 \leq p \leq N2^{-j+1}$, $0 \leq q \leq 2^{j+1}$, $0 \leq i \leq 12$ 。将 j 、 p 、 q 、 i 作为待优化参数,根据式(10),将复合混沌算法的遍历范围“扩大”到参数 j 、 p 、 q 、 i 的上下限,并对得到的混沌变量进行编码。

step3 利用复合混沌算法遍历性的特点,根据式(10)在“扩大”的取值范围内生成遗传操作的初始种群 P_0 。

step4 计算适应度值。由于MP重构是求信号或信号残差与原子内积绝对值 $\langle r^k x, g_{\gamma_k} \rangle$ 的最大值,因此,设适应度函数为 $\langle r^k x, g_{\gamma_k} \rangle$ 。解码后,以此适应度函数计算种群中各个体适应度值。

step5 选择操作。本文用适应度值最大的 ρ 个个体直接替换适应度值最小的 ρ 个个体,产生新种群 P_1 。

step6 交叉和变异操作。采用一种随迭代次数增加而不断自动调整的交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 对种群 P_1 中的个体分别进行交叉、变异操作,获得新种群 P_2 。在进化初期,由于种群的差异较大,大 P_c 和小 P_m 有助于加快收敛;在进化后期,小 P_c 和大 P_m 有助于防止过早陷入局部最优解。因此,定义交叉、变异概率为

$$P_c^{(gen)} = P_c^{(gen-1)} - [P_c^{(0)} - 0.3] / \maxgen$$

$$P_m^{(gen)} = P_m^{(gen-1)} - [0.3 - P_m^{(0)}] / \maxgen$$

其中, gen 表示代数, \maxgen 表示最大代数。当 $gen < \maxgen$ 时,重复进行计算;当 $gen = \maxgen$ 时,迭代过程结束,以最大适应度值个体作为最优解输出。

step7 采用本文4.2节的复合混沌搜索算法对种群 P_2 中适应度值最高的前 l 个个体进行混沌扰

动，形成新种群 P_3 ，将 P_3 的最优个体代入 $g_\gamma(t)$ 得到原子 g_{γ_k} 。

step8 将残差 $r^k x$ 投影到 g_{γ_k} ，得到在该原子上的分量 $\langle r^k x, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k}$ 和残差 $r^{k+1} x$ 。判断 $r^{k+1} x$ 是否小于阈值 T ，如果成立则算法结束，否则将 $r^{k+1} x$ 作为初始信号返回 step1。

step9 根据每次迭代的结果，以式(5)的形式输出最优重建信号 $\hat{x} = \sum_{k=0}^{m-1} \langle r^k x, g_{\gamma_k} \rangle g_{\gamma_k}$ 。

基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构过程如图 4 所示。

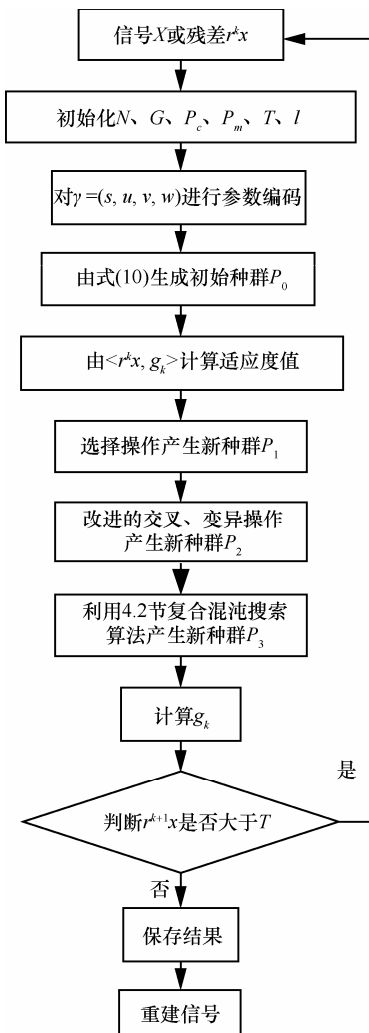


图 4 基于本文算法的 MP 重构流程

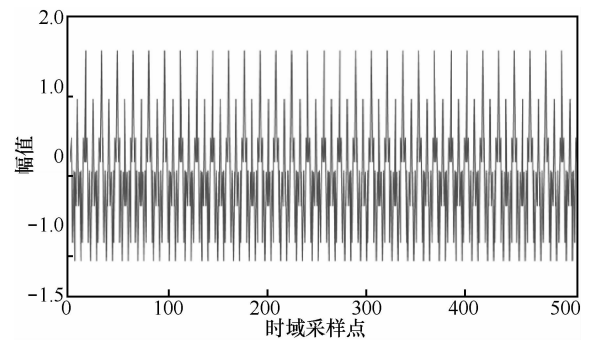
5 实验及分析

5.1 重构算法性能研究

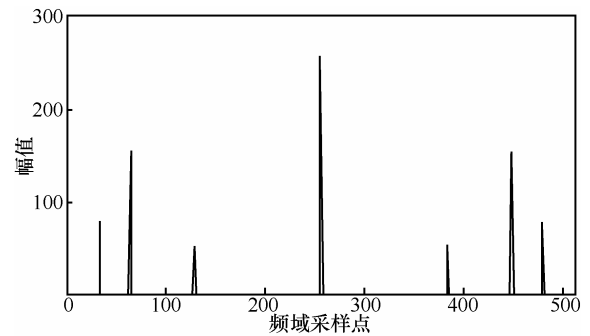
实验条件为：计算机配置 AMD Athlon(tm) II

X2 255 processor 3.11 GHz，内存 2 GB，操作系统为 Windows XP SP3，采用 Matlab7.10 编程。仿真实验采用长度为 512 的原始信号，该信号由 4 个频率分别为 50 Hz、100 Hz、200 Hz、400 Hz 的单频信号叠加而成，采样频率 800 Hz，观测矩阵为高斯随机矩阵如图 5 所示。本文基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法相关参数为：遗传算法种群大小 $N=30$ ，最大迭代次数 $G=100$ ，初始交叉、变异概率分别为 $P_c=0.6$ 、 $P_m=0.05$ ， $\rho=5$ ， $l=3$ ， $T=0.0001$ 。定义重构误差为 ε ，如式(11)所示， x 为原始信号， \hat{x} 为重建信号。

$$\varepsilon = \frac{\|\hat{x} - x\|_2}{\|x\|_2} \quad (11)$$



(a) 时域波形图



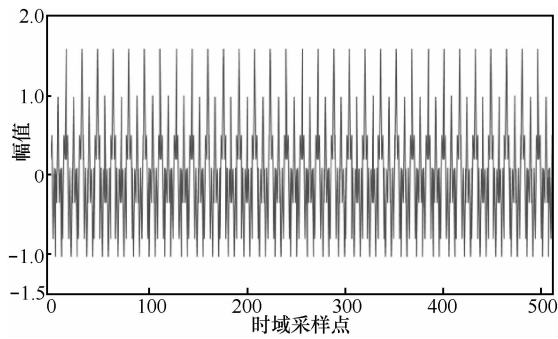
(b) 频域波形图

图 5 原始混合频率信号波形

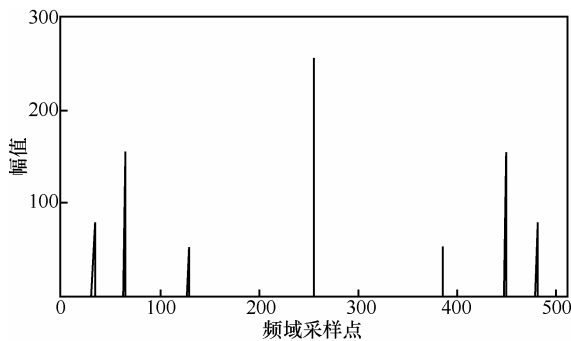
图 6 为基于本文复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法对图 5 原始信号的重构结果，迭代次数为 161 次，可以看出，重构结果与原始信号的误差很小，通过式(11)计算平均重构误差约为 1.3776×10^{-15} 。

为分析和验证本文重构算法的性能，对包括本文算法在内的 5 种方法进行对比：方法 1 为基本 MP 重构方法，方法 2 为基于遗传算法的 MP 重构方法(GA-MP)，方法 3 为基于 Logistic 映射—混沌

遗传算法的 MP 重构方法(L-GA-MP), 方法 4 为基于 Tent 映射—混沌遗传算法的 MP 重构方法(T-GA-MP), 方法 5 为本文基于复合混沌-遗传算法的 MP 重构方法(LT-GA-MP)。表 1 给出了 5 种方法在重构误差 $\epsilon=0.0001$ 时的迭代次数和相对速度。考虑算法存在的随机性, 结果为进行 100 次实验后取得的均值。



(a) 时域波形图



(b) 频域波形图

图 6 本文算法重构结果

表 1 不同算法重构效果对比

方法	指标	
	$\epsilon=0.0001$ 时的迭代次数	相对速度(倍)
方法 1	9	1
方法 2	35	26
方法 3	28	30
方法 4	26	31
方法 5	20	37

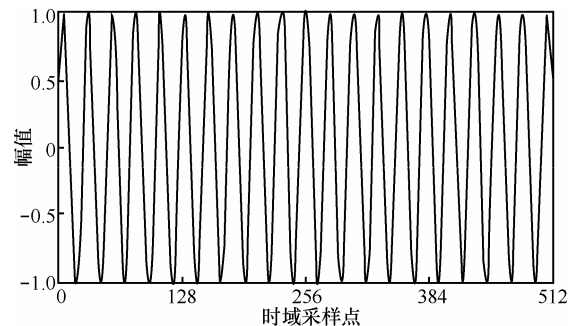
从表 1 可以看出, MP 算法的重构效果最好, 在重构误差 $\epsilon=0.0001$ 时所需平均迭代次数为 9 次, 但重构所需总时间也最长, 这是由于其每次迭代都是在整个原子库中搜索最佳匹配原子, 从而导致计算量非常大。基于遗传算法的 MP 重构方法由于仅搜索原子库中一个子集, 因而会大大减少计算量,

提高匹配速度, 但其毕竟只是对 MP 的一种逼近, 是在牺牲匹配精度的基础上提高搜索速度, 其平均搜索速度约为 MP 重构方法的 26 倍。本文基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法, 由于复合混沌搜索算法在遗传算法初始种群产生阶段和后期搜索阶段的参与, 极大地提高了算法的整体性能, 其平均搜索速度约为 MP 重构方法的 37 倍。

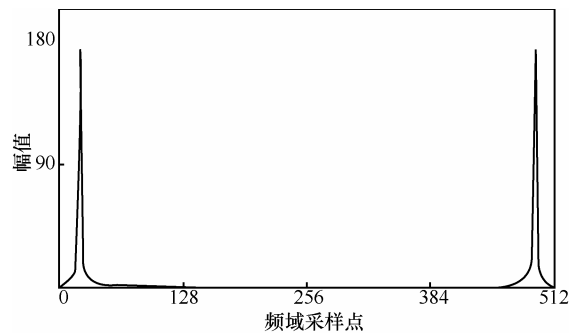
5.2 面向分簇型 WSN 的随机压缩采样实验

本节实验采用信号源产生的正弦信号作为原始信号, 经过以 CC2530 芯片构建的“簇成员节点”采样并发送至由协调器和计算机组成的“簇头”或 Sink。在计算机中利用 Matlab 根据先验信息计算投影矩阵并生成随机采样序列, 然后将采样序列通过协调器无线发送给“簇成员节点”, 后者存储采样序列。当“簇成员节点”接收到协调器发出的信号采集命令后, 定时器根据采样序列控制 A/D 完成随机采样, 并将采集的数据通过协调器发送给计算机, 计算机对采集数据进行降维投影后, 根据本文基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法进行信号重构。协调器和“簇成员节点”在 Z-Stack 协议栈的驱动下完成相关数据传输任务。

设信号源产生 1 kHz 正弦信号作为原始信号, 采样频率为 25 kHz, 信号长度为 512, 如图 7 所示。



(a) 时域波形图



(b) 频域波形图

图 7 原始 1 kHz 正弦信号波形

随机采样个数 $M=64$ ，通过计算，选取随机采样频率为 3.1 kHz。图 8 为对图 7 信号进行随机采样后的结果。图 9 为根据随机采样结果，采用本文基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法的重构结果，相关参数设置与 5.1 节一致。通过式(11)计算，平均重构误差约为 1.8265×10^{-7} 。

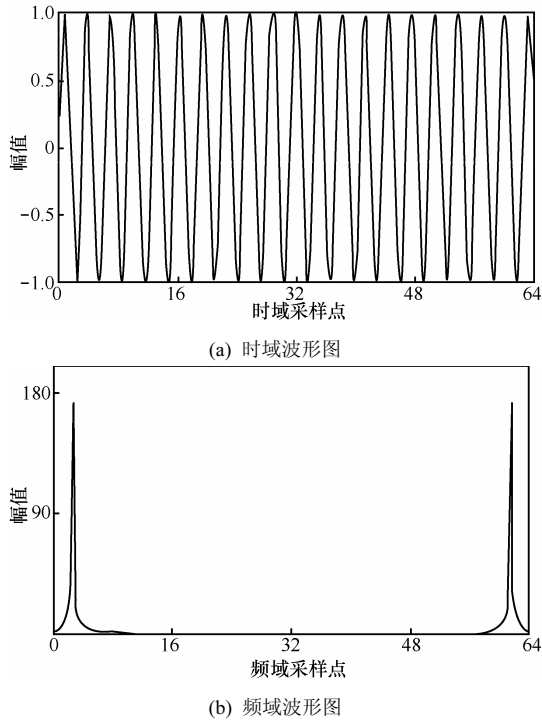


图 8 随机采样得到的信号波形

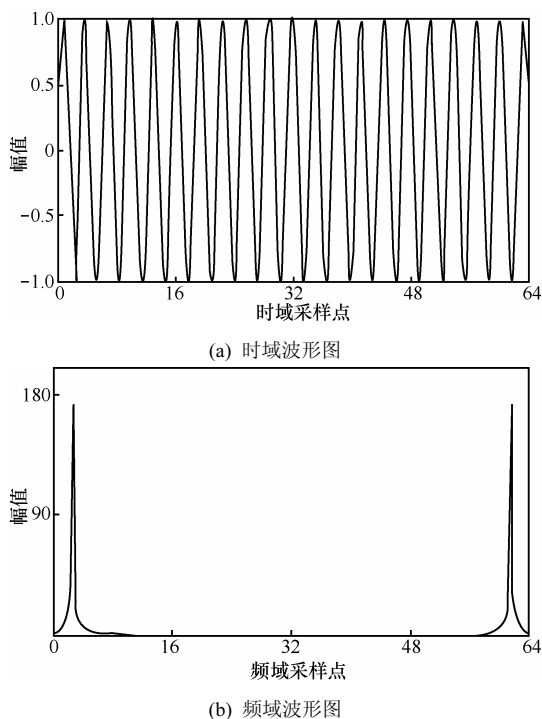


图 9 重构的信号波形

可以看出，基于随机压缩采样的信号采集方案，一方面簇成员节点只需采样原始信号 1/8 的数据量，即 64 个点，就可以使信号的重构误差达到 10^{-7} 数量级，在保证重构精度的同时，大幅降低了发送给簇头的的数据量，节约了节点有限的能量；另一方面由于簇成员节点的采样频率也仅为原采样频率的 1/8，大大降低了对其硬件资源的要求。通过实验还可以发现，信号经随机压缩采样后的重构精度 (10^{-7} 数量级) 虽然与经典压缩感知的重构精度 (10^{-15} 数量级) 有较大差距，但仍然保证了较高的精度。相比较于文献[15]中 10^{-5} 数量级的重构误差，本文方法的重构精度有了较明显的改进。

为了对比本文基于随机压缩采样的 WSN 数据采集方案与传统 WSN 等间隔数据采集方案在节点能耗方面的差别，对 2 种信号采样方案进行如下仿真。设传统的 WSN 采样为 5 kHz 的等间隔采样，其余仿真参数保持不变。以 CC2530 芯片构建的“簇成员节点”的发送瞬时电流为 29 mA，接收瞬时电流为 24 mA，每发送一个字节需要 32 μ s。Z Stack 协议栈中 PHY 协议数据单元最大长度为 128 字节，其中同步头、帧尾、帧结构信息共 11 个字节，命令帧的数据长度为 5 个字节，则数据帧的最大有效数据容量为 112 个字节。

WSN 完成一次单跳数据传输的能耗为

$$\text{无线通信能耗} = \text{发送能耗} + \text{接收能耗}$$

$$\text{发送能耗} = \text{发送瞬时电流} \times \text{发送 1 个字节的时间} \times \text{发送总字节数}$$

$$\text{接收能耗} = \text{接收瞬时电流} \times \text{接收 1 个字节的时间} \times \text{接收总字节数}$$

假设一次采样有 512 个双字节数据，则传统 WSN 共需要传输 10 次，而本文基于随机压缩采样的 WSN 一次采样只有 64 个双字节数据，只需传输 2 次。在传输距离相同的条件下，计算可知，传统 WSN 等间隔采样 512 个双字节数据约产生能耗 55.5×10^{-3} mAh，其中簇成员节点的发送能耗约为 30.5×10^{-3} mAh；本文基于随机压缩采样的 WSN 单跳采样 64 个双字节数据约产生能耗 7.5×10^{-3} mAh，其中簇成员节点的发送能耗约为 4.1×10^{-3} mAh，前者约为后者的 7.4 倍。图 10 所示为本文基于随机压缩采样的 WSN 数据采集方案与传统 WSN 数据采集方案中簇成员节点的能耗仿真结果。可以看出，在传输距离相同的条件下，随着采样次数的增多，传统 WSN 数据采集方案的能耗要远大于本文方案的能耗。

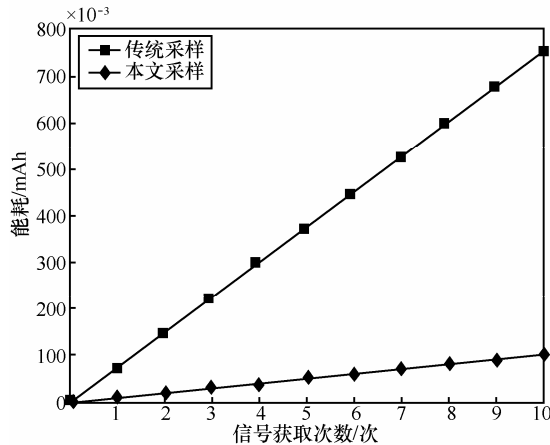


图10 传统采样方法与本文采样方法能耗对比

6 结束语

从减少簇成员节点采样数据量的角度出发,本文提出一种适用于机载分簇型 WSN 的随机压缩数据采集方案,并针对已有随机压缩采样方案中重构算法存在的不足,重点提出一种基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法。仿真实验结果表明。

1) 本文基于复合混沌—遗传算法的 MP 重构方法将混沌理论良好的局部寻优特性与遗传算法强大的全局搜索能力相结合,实现了优势互补,极大地提高了算法的整体性能,其平均搜索速度约为 MP 重构方法的 37 倍,重构精度较文献[15]有了明显提升(文献[15]没有给出具体的重构速度)。

2) 本文提出的随机压缩数据采集方案,虽然通过随机采样序列采集的数据虽然会丢失部分有用信息,但由于采样序列选择得当,其重构精度仍能达到 10^{-7} 数量级。该方案在减少簇成员节点采样数据量的同时,采样频率的下降也大大降低了对簇成员节点硬件资源的要求。相比于传统 WSN 数据采集方案,本文方案大大降低了簇成员节点的能量消耗。

因此,本文提出的数据采集方案为实用型 WSN 的实现提供了有效借鉴。由于篇幅限制,本文没有考虑噪声影响问题,这将在下一步进行研究。

参考文献:

[1] STEVEN M, ALBERT B. The advanced subminiature telemetry system (ASMT): a wireless, non intrusive, network based, instrumentation system[EB/OL]. http://ttcdas.com/products/daus_encoders/pdf/_tech_papers/tp_asmt.pdf, 2007.

[2] ARMSTRONG N L, ANTAR Y M M. Investigation of the electromagnetic interference threat posed by a wireless network inside a passenger aircraft[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2008, 50(2): 277-284.

[3] YEDAVALLI R K, BELAPURKAR R K. Application of wireless sensor networks to aircraft control and health management systems[J]. Journal of Control Theory and Applications, 2011, 9(1): 28-33.

[4] JASLEEN K N, GHAZANFAR A S. A wireless sensor network based structural health monitoring system for an airplane[A]. Proceedings of the 17th International Conference on Automation & Computing, Huddersfield[C]. UK, 2011. 240-245.

[5] JAMES A H J, JOSHUA K, MICHAEL P, *et al.* Monitoring of aircraft cabin particulate matter concentrations using a wireless sensor network[A]. Proceedings of the 43rd International Conference on Environmental Systems[C]. AIAA, Vail, USA, 2013. 1-17.

[6] LI L, LI J. Research of compressed sensing theory in WSN data fusion[A]. Proceedings of the 2011 Fourth International Symposium on Computational Intelligence and Design[C]. Hangzhou, China, 2011. 125-128.

[7] LIU X, LUO J, VASILAKOS A. Compressed data aggregation for energy efficient wireless sensor networks[A]. Proceedings of the 8th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks[C]. Salt Lake City, USA, 2011. 46-54.

[8] ZOU Z Q, HU C C, ZHANG F, *et al.* WSN data acquisition by combining hierarchical routing method and compressive sensing[J]. Sensors, 2014(14): 16766-16784.

[9] WANG J, TANG S, YIN B, *et al.* Data gathering in wireless sensor networks through intelligent compressive sensing[A]. Proceedings of the INFOCOM2012[C]. Orlando, USA, 2012. 603-611.

[10] LUO C, WU F, SUN J, *et al.* Efficient measurement generation and pervasive sparsity for compressive data gathering[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(12): 3728-3738.

[11] WANG X, ZHAO Z F, XIA Y, *et al.* Compressed sensing for efficient random routing in multi-hop wireless sensor networks[A]. Proceedings of the 2010 IEEE GLOBECOM Workshops[C]. Miami, USA, 2010. 266-271.

[12] WU X G, XIONG Y, HUANG W C, *et al.* An efficient compressive data gathering routing scheme for large-scale wireless sensor networks[J]. Computers and Electrical Engineering, 2013, (39): 1935-1946.

[13] CANDÈS E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.

[14] 余恺, 李元实, 王智等. 基于压缩感知的新型声信号采集方法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(1): 105-112.

YU K, LI Y S, WANG Z, *et al.* New method for acoustic signal collection based on compressed sampling[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(1): 105-112.

[15] 张金成, 吕方旭, 王钰等. WSN 中的分簇式压缩感知[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 169-177.

ZHANG J C, LV F X, WANG Y, *et al.* Compressive sensing based on clustering network in WSN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 169-177.

[16] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(1): 1289-1306.

[17] 尹宏鹏, 刘兆栋, 柴毅等. 压缩感知综述[J]. 控制与决策, 2013, 28(10): 1441-1445.

YIN H P, LIU Z D, CHAI Y, *et al.* Survey of compressed sensing[J]. Control and Decision, 2013, 28(10): 1441-1445.

[18] 石光明, 刘丹华, 高大化等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.

SHI G M, LIU D H, GAO D H, *et al.* Advances in theory and application of compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5):

1070-1081.

- [19] CANDÈS E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [20] GAO Q, DUAN C D, FANG X B, *et al.* A study on matching pursuit based on genetic algorithm[A]. *Proceedings of the 2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*[C]. Shanghai, China, 2011.283-286.
- [21] SANTOS C. Reliability-redundancy optimization by means of a chaotic differential evolution approach[J]. *Chaos Solitons and Fractals*, 2009, 41(2):594-602.
- [22] WANG F, DAI Y S, WANG S S. Chaos-genetic algorithm based on the cat map and its application on seismic wavelet estimation[A]. *Proceedings of the 2009 International Workshop on Chaos-Fractals Theories and applications*[C]. Shenyang, China, 2009.112-116.
- [23] YU L, BARBOT J P, ZHENG G, *et al.* Compressive sensing with chaotic sequence[J]. *Signal Processing Letters*, 2010, 17(8):1-3.



黄以锋 (1982-), 男, 湖南衡阳人, 空军工程大学讲师, 主要研究方向为现代检测与传感网络技术、可测试性设计、故障诊断。



焦晓璇 (1990-), 男, 山西运城人, 空军工程大学博士生, 主要研究方向为信息物理融合技术、测试性设计。

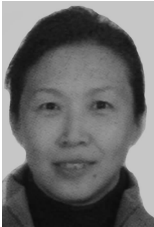
作者简介:



周伟 (1984-), 男, 陕西西安人, 空军工程大学博士生, 主要研究方向为现代检测与传感网络技术、压缩感知、故障诊断。



胡家兴 (1991-), 男, 湖南张家界人, 空军工程大学硕士生, 主要研究方向为压缩感知。



景博 (1965-), 女, 河北邢台人, 空军工程大学教授, 主要研究方向为故障预测与健康管理、可测试性设计、传感器网络、数据融合。



梁威 (1992-), 男, 河南信阳人, 空军工程大学硕士生, 主要研究方向为测试性设计、验证与评估。