

基于动态压缩的无线传感网数据重构模型研究

陆兴华*, 袁子越, 王潇齐, 黄嘉昊

(广东工业大学华立学院, 广东 广州 511325)

摘要:由于动态数据的节点分布处于动态变化的状态,极具不稳定性,无法为无线传感网络实时提供可靠信息,需要进行数据重构处理,提升无线传感网数据稳定性,提出基于动态数据压缩的无线传感网数据重构模型。通过构建多维节点组网模型,分析节点间位置关系,并得到其多模态重组结果,利用重组结果融合并调度无线传感数据。在融合结果中提取无线传感网络数据的梯度向量,为动态数据压缩提供基础处理数据,结合动态压缩方法,实现无线传感网数据重构。经仿真实验结果可知,基于动态数据压缩的无线传感网数据重构能够有效利用数据时空相关性,压缩动态数据,高效降低重构残差值,提升节点位置获取精度,数据离群概率大大降低,同时有效降低了无线传感网数据的重构时间开销。因此,该数据处理模型能够明显增加数据重构效率,降低网内数据通信开销。

关键词:动态数据压缩;无线传感网;残差分析;重构模型;梯度向量;特征挖掘

中图分类号:TP393

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)02-0127-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.02.024

Research on Data Reconstruction Model of Wireless Sensor Network Based on Dynamic Data Compression

LU Xing-hua*, YUAN Zi-yue, WANG Xiao-qi, HUANG Jia-hao

(Huali College Guangdong University of Technology, Guangzhou 511325, China)

Abstract: Because the node distribution of dynamic data is in the state of dynamic change, which is extremely unstable and cannot provide reliable information for wireless sensor network in real time, it is necessary to carry out data reconstruction processing and improve the data stability of wireless sensor network. A data reconstruction model of wireless sensor network based on dynamic data compression is proposed. By constructing the multi-dimensional node networking model, the position relationship between nodes is analyzed, and the results of multi-mode state reorganization are obtained. The reorganization results are used to fuse and schedule the wireless sensing data. The gradient vector of wireless sensing network data is extracted from the fusion result, which provides basic processing data for dynamic data compression. By the simulation results, the data refactoring of wireless sensor network based on dynamic data compression can effectively utilize the spatio-temporal correlation of data and compress dynamic data, reducing the refactoring residual value efficiently, and improving the precision of node location acquisition, which greatly reduces the data outlier probability and effectively decreases the time overhead of data reconstruction of wireless sensor network. Therefore, the data processing model can obviously increase the data reconstruction efficiency and reduce the data communication overhead.

Key words: dynamic data compression; wireless sensing network; residual analysis; reconstruction model; gradient vector; feature mining

0 引言

采用无线传感网进行物理信息采集,在信息探测和数据监测中具有重要的应用前景。其中,无线传感器网络是指,在无线通信方式下于某一固定监测区域中通过部署传感器节点组成的网络,该网络可起到信息协调、采集以及感知等作用^[1]。而无线传感器网络节点在进行数据传输过程中存在无效信息干扰的情

况,一定程度上降低了数据传输效率;此外,无线传感网络的节点传输方式通常采用多跳传输方法将数据上传到 sink 节点,但 sink 节点是数据转发中心,需转发大量数据,因此无线传感网络在传输数据时还存在耗能高的问题^[2]。因此,如何延长无线传感器网络的使用寿命,以及如何降低无线传感网络数据传输的能耗,已成为无线传感网络研究领域中的重点研究问题。

收稿日期:2020-02-27

修回日期:2020-06-29

基金项目:2020年广东省科技创新战略专项资金立项项目(pdjh2020b0778)

作者简介:陆兴华(1981-),男,硕士,副教授,通讯作者,CCF会员(56467M),研究方向为嵌入式技术、无人机飞行稳定性控制方法、机器人运动控制方法。

刘义颖等^[3]为实现低采样代价收集传感数据的目的,提出基于联合稀疏模型的无线传感网数据重构算法。主要采用了联合编码与联合解码方法对数据进行压缩和还原处理,过程中结合了回溯迭代方式,实现无线传感网数据的数据的重构,该方法具有能耗低的优点,但这种能耗低的方法存在重构残差值高的问题。王军等^[4]考虑了无线传感网节点及数据的特性,提出一种数据联合稀疏预处理模型,在簇型传感网中应用了分布式压缩感知方法,并结合公共分量异常数据稀疏方法构建无线传感网数据重构模型,通过上述方法降低了节点通信量,延长了网络寿命,但该方法存在重构时间开销大的问题。

针对上述问题,该文提出基于动态数据压缩的无线传感网数据重构模型。主要贡献如下:

(1) 利用无线传感网数据的动态特性构建无线传感网数据的分布式采集和存储结构模型,并进行无线

传感网数据动态压缩重构的自适应分配。

(2) 应用相空间重构技术,提高无线传感器网络数据的动态压缩能力,并经仿真实验,验证提出的动态数据压缩重构算法的重构性能。

1 无线传感网数据处理

1.1 数据调度处理

为了实现无线传感网数据重构,需构建无线传感网数据采样的节点分布模型,并根据模型分析数据的模糊迭代状态,利用特征分布属性输出到多模状态重组结果,完成无线传感网数据调度。为了实现无线传感网数据信息的优化提取和动态压缩重构,采用统计信息处理方法进行无线传感网数据信息融合处理^[5],构建无线网络的多维节点组网模型,如图 1 所示。

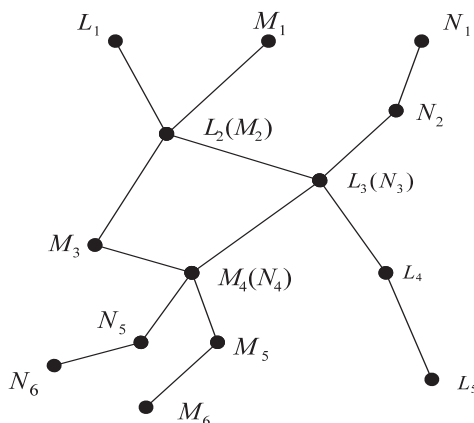


图 1 无线传感网络数据采样的节点分布模型

根据图 1 所示的无线传感网络数据采样的节点分布进行数据分布式结构重组,结合空间区域重构方法,进行无线传感网络数据统计分析,采用多维相空间重构技术^[6-7]进行无线传感网络数据的信息融合,得到无线传感网数据采样的模糊迭代状态方程为:

$$A(x) = AJ(x)a(x) + B(1 - b(x)) \quad (1)$$

其中, $a(x)$ 为无线传感网数据终端信息采集的负载, $b(x)$ 为无线传感网数据分布属性类别集, $J(x)$ 为无线传感网数据压缩的维度,采用分布式信息融合方法进行数据结构重组,得到特征分布属性值为 c_k , 无线传感网数据的多模状态重组输出为:

$$z_0 = \frac{c_k \sum_{i=1}^s z_i \frac{1}{d_i^K}}{\sum_{i=1}^s \frac{1}{d_i^K}} \quad (2)$$

其中, z_i 为 i 点处采集的无线传感网络数据的实测值。根据无线传感网数据动态压缩重构的自适应分配结果,采用一个连通的无向图 $G = (V, E, W)$ 表示无线传感网数据的特征分布,其中 V 为无线传感网数据的拓

扑维数, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 。采用多维空间分布式重构方法,得到无线传感网数据的统计分析模型,采用差异性动态压缩重构方法进行无线传感网数据信息流融合,无线传感网数据调度函数为:

$$N_i(t) = z_0 + \frac{x_j(t) + l_j(t)}{N} \quad (3)$$

其中, $x_j(t)$ 表示无线传感网数据的模糊平均集 D 中的平均信息熵,描述了在第 j 个聚类中心的样本子集, $l_j(t)$ 表示数据挖掘的全局加权值。根据上述对无线传感网数据采样结果进行信息重组和特征识别。

1.2 数据梯度向量计算

采用多分布的传感器阵列进行无线传感网数据采样,对采集的无线传感网数据进行特征重组,在满足约束条件下得到无线传感网数据的类信息熵满足:

$$\text{esup}^t(D) > \theta \quad (4)$$

采用模糊 C 均值聚类方法,构建无线传感网络数据的特征提取模型,根据特征提取结果进行数据的融合处理,使用一个四元组结构来描述无线传感网数据的信息关联特征:

$$F(P) = \frac{T_{ij} X_{ij}}{P_{ij}} \quad (5)$$

其中, X_{ij} 为无线传感网数据特征信息流在 T_{ij} 时刻的关联维数, P_{ij} 为互信息量, 通过空间区域信息融合方法, 得到无线传感网数据分布的最优概率, $(\sup^{kl}(D), \dots, \sup^{kf}(D))$ 为无线传感网数据的模糊度特征集^[8]。通过谱分析方法, 得到数据多维重构输出为:

$$x_o^i = x_s^i + K d_i^{\max}(x_L^i - x_s^i) \quad (6)$$

根据无线传感网数据的关联规则集, 对于 $\sup^l(D)$ 的计算, 提取无线传感网数据的相似度特征^[9-10], 结合语义信息聚类方法, 得到无线传感网数据的高分辨特征重构输出为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{l_1} \alpha_i^+ y_i K(x_i, x) + \sum_{i=1}^{l_2} \alpha_i^- y_i K(x_i, x) + b \quad (7)$$

其中, α_i^+ 表示无线传感网数据的高维分布特征量, α_i^- 表示无线传感网数据低频分量, b 表示相关信息耦合特征量, 结合模糊度特征挖掘方法, 得到无线传感网数据的梯度向量为:

$$G_x = \frac{1}{m \times n} N_i(t) \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m |G_x(x, y)| \quad (8)$$

其中, m, n 表示无线传感网数据的几何特征相似度。根据上述分析, 进行动态数据压缩处理, 根据无线传感网数据特征分布式检测结果进行数据重构。

2 无线传感网络数据重构

2.1 动态数据压缩处理

通过上述过程完成了数据调度处理和数据梯度向量计算, 在此基础上, 进行数据动态压缩, 提出基于动态数据压缩的无线传感网数据重构模型, 特征压缩输出数据包为:

$$B(s) = \text{sgn}(z_R^2(k) - \hat{e}_R^2(k)) \quad (9)$$

其中, $\hat{e}_R^2(k)$ 表示无线传感网数据信息流的观测序列, $z_R^2(k)$ 为原始训练集中的信噪比。对采集的无线传感网数据进行特征重组, 提取无线传感网数据的元数据结构特征, 结合元数据分析的方法, 进行无线传感网数据的概率密度统计^[11-12], 得到动态数据压缩输出的信息分量为:

$$\eta_c = B(s) \frac{k_1 \cdot l}{E_{\text{comm}}} \cdot (1 - p_{\text{drop}}) \quad (10)$$

其中, p_{drop} 为无线传感网数据的关联规则分布函数。设输出的功率损耗为 $H_i (i \in C_1)$, 提取无线传感网数据的信息差异度特征分量^[13-14], 实现无线传感网数据的优化动态压缩重构, 输出为:

$$f(c) = \text{sgn}(\sum_{j=1}^l \alpha_j^* y_j H_i + \eta_c), x \in R^n \quad (11)$$

根据以上方法, 提取无线传感网数据的动态结构特征值, 通过动态数据压缩和信息感知进行数据结构重组。

2.2 无线传感网数据重构输出

采用多模状态重组的方法进行无线传感网数据动态压缩重构的自适应分配, 得到数据模糊聚类分布模型为:

$$\begin{cases} \min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{j=1}^l u(x_j) \xi_j \\ \text{s. t. } y_j((w \cdot x_j) + b) + \xi_j \geq 1 \\ \xi_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (12)$$

根据无线传感网数据的相互耦合关系, 引入高维相空间重构, 对采集的无线传感网数据进行特征重组, 提取无线传感网数据的多分辨特征量, 得到无线传感网数据动态压缩重构输出的统计信息为:

$$\frac{\partial u_i}{\partial p_i} = \frac{G h_i}{\sum_{j \neq i} h_j p_j + \sigma^2} (\frac{1}{1 + \gamma_i} - \beta_{e_i}) \quad (13)$$

设无线传感网数据动态压缩重构的核函数为 $k(x_i, x_j)$, 采用最小二乘规划算法^[15-16], 得到数据重构的优化规划函数为:

$$\begin{cases} \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^l y_j \alpha_j = 0 \\ 0 \leq \alpha_j \leq u(x_j) C, j = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (14)$$

通过模糊隶属度分析, 得到无线传感网数据的动态压缩重构的输出检测概率为:

$$P_d = \sum_{k=-K}^K y_k e^{-j2\pi k T} \quad (15)$$

其中, y_k 表示无线传感网数据的多元信息特征分布集^[17-18]。则无线传感网数据动态压缩重构的简化数学模型可以用下述公式进行描述:

$$G_n = b_{n1} a_1 + b_{n2} a_2 + \dots + b_{nm} a_n \quad (16)$$

其中, b_{nn} 和 a_n 都具有较强的关联性, 表示无线传感网数据的振荡值和干扰项^[19-20]。综上算法设计, 实现对无线传感网数据重构模型优化设计。

3 仿真实验与结果分析

为了验证该方法在实现无线传感网络数据重构中的应用性能, 进行了仿真测试分析, 建立无线传感网数据重构的相空间模型, 采用 Matlab^[21] 进行数据分析。假设对无线传感网数据采样的长度为 1 024, 数据的规模大小为 200, 测试集规模为 120, 无线传感网络数据的属性类别数为 65, 对数据的初始频率 $f_1 = 1.52$ Hz, 终止采样频率 $f_2 = 2.43$ Hz。根据上述参数设定, 进行无线传感网数据重构, 得到的无线传感网数据测试集

如图 2 所示。

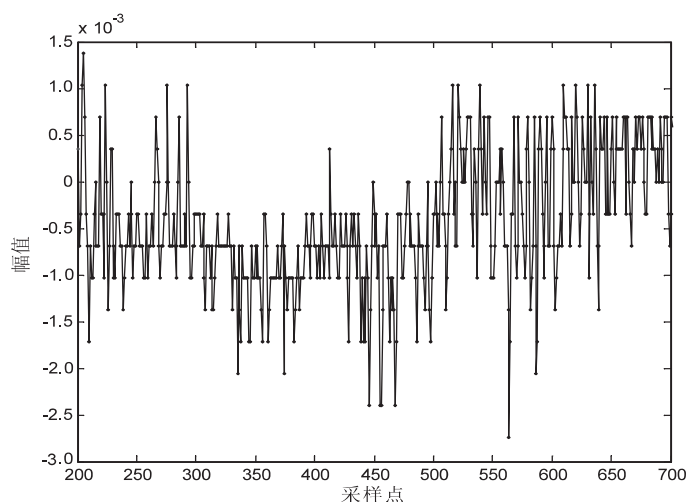


图 2 无线传感网数据测试集

以图 2 的数据为研究对象,进行无线传感网数据重构,采用多模状态重组的方法进行无线传感网数据动态压缩重构的自适应分配。

3.1 数据重构残差分析

将传感数据的采集周期 T 设定为 250,采样率设为 0.5,在大小为 100×100 的网格区域内随机分布 250 个传感器节点,用原始数据与重构数据的残差来表示文中算法的重构性。当残差小于 2×10^{-14} 时,算法表现出了较高的数据重构性。

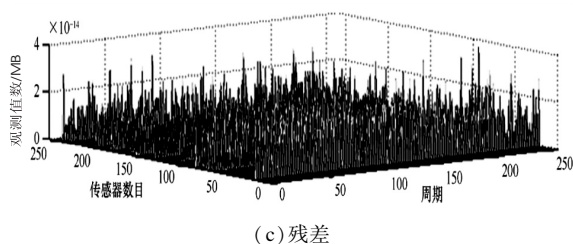
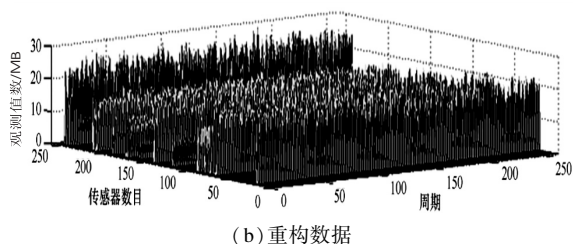
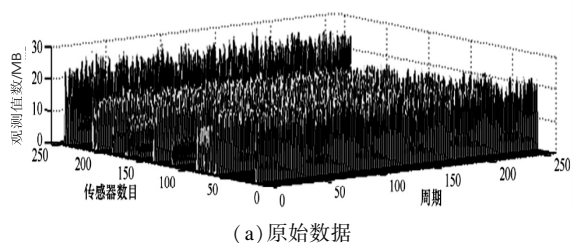


图 3 数据重构性能

由图 3 可知,文中方法的残差值低于 2×10^{-14} ,表明该方法具有较好的重构性。这是由于文中在进行数据重构时考虑了数据特征,先对数据特征进行重构,得

到数据梯度向量,通过对梯度向量的应用及分析,有效降低了无线传感节点的通信量,从而降低了数据重构残差,提升了数据重构效果。

3.2 节点位置关系获取精度测试

在数据重构过程中,分析节点间位置关系为关键性步骤,节点位置高精度的获取可以得到更为理想的数据多模状态重组结果。以此为基础,利用三种方法对节点位置信息获取精度进行测试,如图 4 所示。

根据图 4 实验结果可以明显看出,在数据规模的不断扩大下,两种传统方法的节点位置获取精度均出现了不同幅度的下降,相比之下,文中方法在整个实验过程中节点位置信息获取精度平稳,且精度能够保持在 90% 以上,受数据规模影响不大,说明该方法的应用稳定性更强。

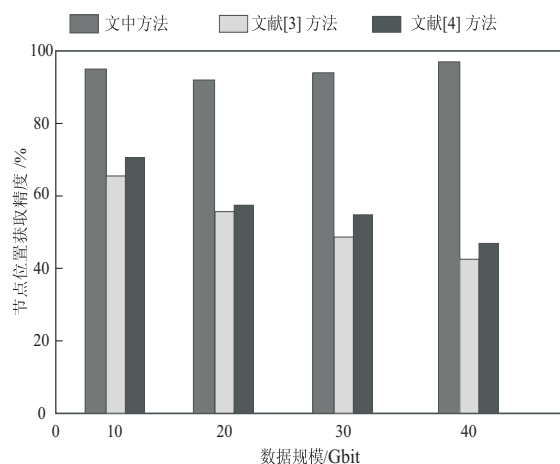


图 4 不同方法的节点位置获取精度

3.3 数据离群结果测试

当数据量较大时,数据集会出现离群点,离群数据无法完成相应的数据处理,会严重影响数据重构效果。本节实验对此进行测试。对比方法与上节实验相同,以文献[3]方法和文献[4]方法作为实验对照组,与所

提方法的数据离群结果进行比较。为了增强实验结果的可读性,将实验数据分布规定在一定范围内。在不同方法下数据分布的均匀度以及离群数据情况测试结果如图5所示。

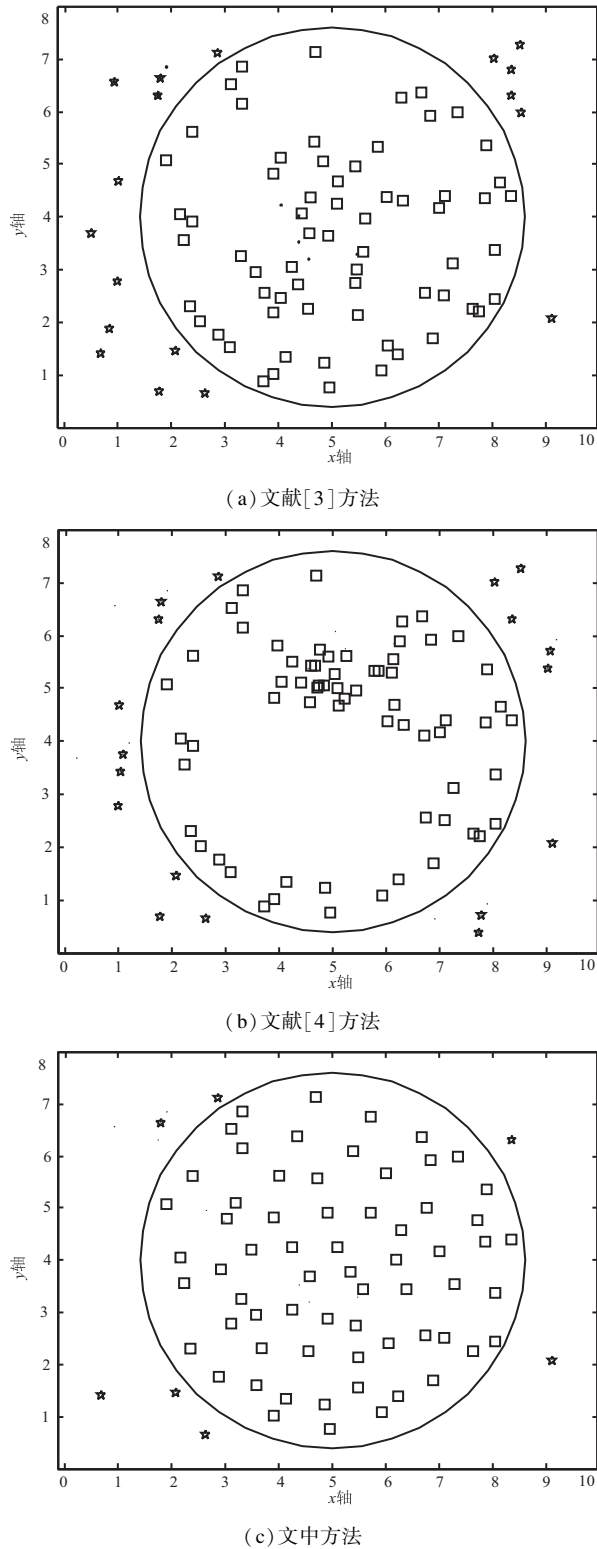


图5 数据重构离群点检测

图5中的正方形数据表示范围内正常待处理数据,而分布为范围圈外侧的五角星数据为离群数据。分析图5的实验结果得知,文献[3]方法以及文献[4]

方法下数据分布不均匀,且离群数据较多。采用文中方法进行数据重构时,集离群点更少,且数据分布更为均匀。这是因为文中方法利用重组结果融合并调度无线传感数据,增强了数据可利用性。

3.4 数据重构时间开销分析

以时间开销为指标进行性能测试,测试时间开销,得到的对比结果见表1。

表1 时间开销对比 ms			
数据规模/Gbit	文中方法	文献[3]	文献[4]
10	14.3	65.4	45.2
20	16.5	80.2	67.3
30	21.7	93.2	82.1
40	26.5	124.3	96.3

分析表1得知,随着数据规模的增大,数据重构所需开销也随之增加,经对比可知,文中方法进行无线传感网数据重构的时间开销较短。这是由于采用了动态数据压缩处理,通过分析动态数据压缩输出的信息分量,得到无线传感网数据的信息差异度,利用信息差异度进行数据态压缩重构,可有效提升重构效率,减少时间开销。

4 结束语

进行无线传感网的数据检测优化设计,结合对无线传感网数据的压缩处理技术,进行无线传感网的信息重构,提高无线传感网数据的挖掘能力,提出基于动态数据压缩的无线传感网数据重构模型。结合空间区域重构方法,进行无线传感网络数据统计分析,采用多维相空间重构技术进行无线传感网络数据的信息融合,采用模糊C均值聚类方法,构建无线传感网络数据的特征提取模型,引入高维相空间重构,对采集的无线传感网数据进行特征重组,提取无线传感网数据的多分辨特征量,进行无线传感网数据动态压缩重构的自适应分配和重构。分析得知,该方法提高了数据的重构能力,且能够高精度地获取节点位置信息,降低处理时间的开销。

参考文献:

[1] 吴飞龙,程承旗,陈波,等. 基于剖分网格的多源资源环境数据统一检索方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2017,42(7):943-949.

[2] 彭代锋,张永军,熊小东. 结合LiDAR点云和航空影像的建筑物三维变化检测[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2015,40(4):462-468.

[3] 刘义颖,李国瑞,田丽. 基于联合稀疏模型的无线传感网数据重构算法[J]. 通信学报,2016,37(Z1):211-218.

[4] 王军,杨羊,程勇. 基于数据预处理的无线气象传感

- 网数据重构模型[J]. 计算机应用, 2016, 36(10): 2647–2652.
- [5] 唐新宇, 张新政. 基于大数据的激光光栅数据特征挖掘算法[J]. 激光杂志, 2019, 40(7): 107–111.
- [6] 刘连光, 潘明明, 田世明, 等. 无线传感器网络分布式能量非合作博弈优化技术[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2017, 50(3): 384–389.
- [7] 申兆慕, 张健钦, 王胜开, 等. 基于 Hadoop 的交通大数据的可视化 Web GIS 平台的设计与实现[J]. 北京建筑大学学报, 2018, 34(3): 33–41.
- [8] 姚富光, 钟先信, 周靖超. 粒计算: 一种大数据融合智能建模新方法[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2018, 42(4): 503–510.
- [9] 宋人杰, 余 通, 陈宇红, 等. 基于 MapReduce 模型的大数据相似重复记录检测算法[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(2): 214–221.
- [10] 李永攀, 刘正江, 郑中义. 基于时空密度的船载 AIS 数据聚类分析方法研究[J]. 重庆交通大学学报: 自然科学版, 2018, 37(10): 117–122.
- [11] 庞人铭, 王 波, 叶 昊, 等. 基于 PCA 相似度和谱聚类相结合的高炉历史数据聚类[J]. 山东大学学报: 工学版, 2017, 47(5): 143–149.
- [12] FAKHAR M, MAHYARINIA M R, ZAFARANI J. On nonsmooth robust multiobjective optimization under generalized convexity with applications to portfolio optimization[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 265(1): 39–48.
- [13] SUN X K, LI X B, LONG X J, et al. On robust approximate optimal solutions for uncertain convex optimization and applications to multi-objective optimization[J]. Pacific Journal of Optimization, 2017, 13(4): 621–643.
- [14] 段利国, 朱 丽, 李晓伟, 等. 使用改进灰色模型的 WSN 数据压缩方法[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(2): 78–83.
- [15] 尹伊淳, 张 铭. 一种基于数据重构和富特征的神经网络机器阅读理解模型[J]. 中文信息学报, 2018, 32(11): 112–116.
- [16] 杨丽娟, 王 刚, 秦顺利, 等. 基于 DCS 的多轴承振动信号重构算法研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(5): 316–319.
- [17] 吕增威, 魏振春, 韩江洪, 等. 基于多目标优化的无线传感器网络移动充电及数据收集算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(8): 1877–1884.
- [18] 李 珂, 范永存, 邓冬梅, 等. 一种面向微电网中无线传感器网络的高能效压缩感知方法[J]. 西南科技大学学报, 2018, 33(2): 88–95.
- [19] 赵尔平, 刘 炜, 党红恩. 海量 3D 点云数据压缩与空间索引技术研究[J]. 计算机应用, 2018, 38(1): 146–151.
- [20] 卢海伟, 夏海峰, 袁晓彤. 基于滤波器注意力机制与特征缩放系数的动态网络剪枝[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(9): 1832–1838.
- [21] 寇马可, 钟 升, 唐 磊. 一种基于小波变换的数据位迭代纠错算法设计与 Matlab 实现[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(6): 60–63.