DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210875

机械振动 WSNs 子带峰值自适应量化融合编解码方法*

朱柯宇,汤宝平,付 豪,汤恒行,何 灏
(重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆 400030)

摘 要:针对智能运维机械振动无线传感器网络多传感器传输振动数据时面临传输数据量大及传输效率低的问题,本文提出一种子带峰值自适应量化融合编解码方法。首先,传感器节点对原始数据进行离散余弦变换以确保子带能量集中;然后提取出子带 DCT 系数中的离群值,并用子带峰值自适应量化方法对其进行量化以减少数据失真;最后,用字节融合与比特融合方法将多传感器的量化数据进行融合拼接以减少数据冗余。将提出的方法与其他数据压缩方法进行对比以验证本文方法的性能。实验结果表明,该方法在 8 个节点同时采集传输的机械振动无线传感器网络中,数据压缩比为 8.335 时,重构信噪比为 20.486 3 dB,节省 37.2% 的传输时间,可以有效实现信道资源受限的机械振动无线传感器网络多传感器振动数据的融合压缩。

关键词: 机械振动监测;无线传感器网络;子带峰值自适应;数据融合编解码
中图分类号: TP393.1 TH17 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 460.40

A subband peak adaptive quantization fusion codec method for wireless sensor networks

Zhu Keyu, Tang Baoping, Fu Hao, Tang Hengxing, He Hao
(*State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400030, China*)

Abstract: To address the problems of large amount of data transmission and low efficiency when transmitting vibration data in mechanical vibration wireless sensor network of intelligent operation and maintenance, this article proposes a subband peak adaptive quantization fusion codec method. First, the edge device performed discrete cosine transform on the original data to ensure the energy concentration of the subbands. Then, the outliers in the sub-band DCT coefficients are extracted, and quantified by the subband peak adaptive quantization method to reduce the data distortion. Finally, byte fusion and bit fusion methods are used to concatenate and fuse different quantified data to reduce data redundancy. The proposed method is compared with other data compression methods to evaluate the performance. The experimental results show that the proposed method can effectively realize the fusion and compression of multi-sensor vibration data in mechanical vibration wireless sensor networks with limited channel resources. When eight sensors collect and transmit at the same time, the data compression ratio is 8.335, the reconstructed signal to noise ratio is 20.486 3 dB, and the transmission time is reduced by 37.2%.

Keywords: machine vibration monitoring; wireless sensor networks; subband peak adaptation; data fusion codec

0 引 言

随着制造服务转型和大型复杂机电装备智能运维系统的推进,需要大量传感器对机电装备进行状态监测,尤其是需要连续获取大量振动数据进行机械振动状态监测与故障预测分析。无线传感器网络(wireless sensor networks, WSNs)因其具有智能感知、小巧灵活、部署方便等优点,能够有效弥补传统有线监测系统在机械振动监测领域的不足,特别是针对密闭环境和大型旋转传动件装备的振动监测[1-3]。机械振动信号的采集通常需要 5~20 kHz 甚至更高的采样频率[4]。高采样频率下的连续采集,在多传感器同时采集传输的无线传感器网络中会产生海量的振动数据,而传感器网络节点的信道带宽和存储能力十分有限。如何将大量振动数据传输到数据中心仍是亟待解决的难题[5-6]。一种可行的思路是采用

收稿日期:2022-12-13 Received Date: 2022-12-13
*基金项目:国家自然科学基金(52275087)项目资助

数据压缩方法[7],即在无线传感器网络边缘端对采集到的振动数据进行压缩处理,以降低存储与传输的数据量。

针对机械振动信号压缩方法,国内外学者进行了大量相关研究[8-9]。不同类型的数据具有不同的特性,导致压缩方法针对不同类型的数据时压缩性能存在差异。机械振动信号相邻数据间变化较大,不同装备的振动信号数据变化规律也不同,一些基于时域统计或预测的数据压缩方法[10-11]并不适合机械领域振动信号的压缩。Shen 等[12]提出一种实时无损的数据压缩方法,根据信号特征对数据进行预处理,然后选择常规的无损压缩算法对预处理后的数据进行压缩,在保持数据全部信息的同时降低数据传输带宽,但信号的压缩率较差。Oltean 等[13]提出自适应正交变化的数据压缩方法,通过子带量化编码对振动信号进行压缩,但量化位数没能随着子带偏差的分布趋势进行相应的变化,压缩率和重构精度仍有待提升。Wang 等[14]提出了一种高效的数据约简算法,使用欠采样技术来减少数据维度,该方法在工业物联网节点上设计并实现,用于变速条件下电机轴承故障诊断。但随机欠采样技术将损失部分潜在有用数据,不满足智能运维高精度诊断要求。Banerjee 等[15]提出了一种基于时空部分离散小波变换(spatiotemporal discrete wavelet transform, STPDWT)的路径合并协议,在随机拓扑的多媒体无线传感器网络中聚合数据,以减少数据冗余传输,由于小波变换难以选择小波基,且计算复杂冗长,因此该方法不适合资源有限的无线传感器网络节点。Zhao 等[16]提出了一种多级自适应近无损压缩(multi level adaptive near lossless compression, MANLC)方法,在低存储空间中高精度地表征机械故障特征信息,并在自主研发的采集节点上实现,但该方法对节点硬件性能要求较高。针对智能运维的机械振动无线传感器网络数据压缩方法不仅需要考虑数据的压缩率、信号的完整性,还必须考虑无线传感器网络的硬件性能。以上方法通常只考虑了压缩算法的压缩率和还原精度,难以在资源受限的无线传感器网络中有效运行。

基于以上讨论,本文提出了一种子带峰值自适应量化融合编解码方法,通过离散余弦变换(discrete cosine transform,DCT)、离群值系数提取、子带峰值自适应量化、字节融合与比特融合来实现机械振动无线传感器中多传感器振动数据融合编码与解码,减少振动数据量、提高传输效率。实验表明,该方法可以在机械振动无线传感器网络中有效实现多传感器振动数据的融合编解码。

1　子带峰值自适应量化融合编解码方法框架

机械振动信号常见模型为一系列周期信号和噪声信号的叠加,对应着频谱中大量低能量子带和少量高能量子带,因此采用子带峰值自适应量化融合编解码方法可以取得很好的压缩效果。

本文提出的子带峰值自适应量化融合编解码方法架构如图 1 所示,主要由 DCT、子带峰值自适应量化和融合编码 3 部分组成。

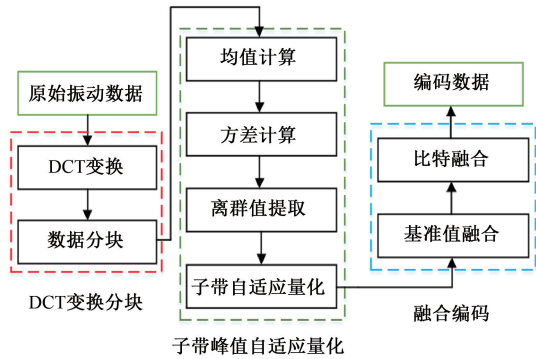

图 1　SPAQFC 方法框架

Fig. 1　The SPAQFC method framework

首先,将无线传感器网络节点采集到的机械振动数据进行 DCT,利用 DCT 的能量集中特性,将机械振动数据的能量集中在少量子带系数中,再将 DCT 系数按固定数据长度进行分块,得到若干系数子带。然后设定系数提取阈值,分别提取各子带中的离群 DCT 系数(DCT 系数大于设定的阈值),得到子带离群值系数和子带基准值系数。根据子带的离群值数量和峰值大小对子带的离群值系数进行峰值自适应量化,为离群值数量更多、峰值更大的子带分配更多的位数进行量化,减少信息较少的基准值系数的量化位数,将不同传感器的基准值系数进行字节融合。最后分别对量化后的离群值系数和基准值系数进行比特融合,进一步减少数据冗余。

2　子带峰值自适应量化融合编解码原理

2.1　DCT 分块

机械振动信号的采样频率通常较高,短时间内采集的样本数据量大,实时传输海量的振动数据在资源受限的传感器网络中较难实现。因此可利用 DCT 的能量聚集特性,将频谱中的 DCT 系数集中在少量子带中。考虑到传感器网络节点硬件平台的支持,采用 IV 类型的 DCT,从存储单元读取整块数据进行 DCT 变换后再进行分块:

$$y_k = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=1}^{N} m_n \cos\left[(n - 0.5)(k - 0.5) \frac{\pi}{N} \right] \quad (1)$$

式中:$k = 1,2,3,\cdots,N$,m_n 为原始信号,N 为传感器节点读取的数据长度。

将不同传感器网络节点采集到的原始数据进行 DCT 后再进行分块得到 DCT 系数矩阵：

$$\boldsymbol{X}_i = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,N} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M,1} & x_{M,2} & \cdots & x_{M,N} \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中：M 为分块总数，N 为分块长度，原始数据长度 $L=M\times N$，DCT 系数矩阵 $\boldsymbol{X}_i$ 中每一行$[x_{j,1}x_{j,2}\cdots x_{j,N}]$ 对应第 i 个传感器 DCT 系数的第 j 块子带数据，每一列 $[x_{1,N}x_{2,N}\cdots x_{M,N}]^{\mathrm{T}}$ 对应子带中第 N 个 DCT 系数。

2.2 子带 DCT 系数分离

原始振动信号经过 DCT 后能量主要集中在低频部分，包含了绝大部分的原始信号特征，因此需要将这部分系数提取出来，得到含有较多原始信息的离群值系数和只含有少量信息的基准值系数，离群值系数用更多的量化位数去量化保证信号的还原精度。子带 DCT 系数分离的具体步骤如下：

1）首先计算各个子带的 DCT 系数平均值

$$\overline{X_i} = \sum_1^N x_i / N \tag{3}$$

再计算单个传感器系数的平均值。

$$\overline{X_j} = \sum_1^m \overline{X_i} / m \tag{4}$$

最后计算多个传感器系数总的平均值：

$$\overline{X} = \sum_1^n \overline{X_j} / n \tag{5}$$

式中：$\overline{X_i}$ 为第 i 个子带的平均值；$\overline{X_j}$ 为第 j 个传感器的平均值；N 为子带长度；m 为子带个数；n 为传感器个数。

2）计算不同传感器 DCT 系数的均方差

$$S_n = \sum_1^m (x_i - \overline{X})^2 \tag{6}$$

式中：n 为传感器编号；m 为 DCT 系数个数；x_i 为第 i 个 DCT 系数；$\overline{X}$ 为 n 个传感器 DCT 系数的平均值。

3）设定离群值系数提取阈值

以 n 个传感器 DCT 系数的均值 $\overline{X}$ 作为基准；DCT 系数的均方差反应不同传感器 DCT 系数的波动程度；分辨系数 t 作为提取离群值系数的控制因子确定离群值系数提取的阈值：

$$\sigma_n = \overline{X} \pm t \times S_n \tag{7}$$

式中：σ_n 为第 n 个传感器离群值系数的阈值，t 为离群值分辨系数，S_n 为第 n 个传感器的均方差。

在改变离群值分辨系数 t 后可提取出不同程度偏离 DCT 系数均值的离群值，从而实现不同的数据压缩比和信号重构精度。

2.3 子带峰值自适应量化方法

数据量化方法的好坏直接影响着信号的重构精度和压缩率。子带峰值自适应量化方法的原则是为离群值系数更多，DCT 系数峰值更大的子带分配更多的量化位数；为离群值系数更少，峰值更小的子带分配较少的位数：

$$b_j = b_{\max} - \sqrt{\frac{S_n}{y_j}} \times t \tag{8}$$

式中：b_j 为第 j 个子带的量化位数，$b_{\max}$ 为最大量化位数，y_j 为第 j 个子带的峰值与提取阈值之差，S_n 为第 n 个传感器的均方差。

在分配完各子带的量化位数之后，对所有分配位数小于或等于最大量化位数的子带进行均匀量化：

$$q_{i,j} = \frac{x_{i,j} - x_{i,\min}}{y_i} \times (2^{b_i} - 1) \tag{9}$$

式中：$q_{i,j}$ 表示第 i 个子带第 j 个 DCT 系数的量化值，$x_{i,j}$ 表示第 i 个子带第 j 个 DCT 系数，$x_{i,\min}$ 表示第 i 个子带的最小值，y_i 表示第 i 个子带的峰值区间，b_i 表示第 i 个子带的量化位数。

2.4 子带字节融合与比特融合

提取离群值之后的子带 DCT 系数只含有原始信号的少量信息。由于提取离群值之后的子带 DCT 系数变化不大，对于多传感器同时采集的情况下，可采用字节融合的方法，将不同传感器提取离群值之后的子带基准值系数进行字节融合：

$$X_i = \sum_1^n x_{n,i} / n \tag{10}$$

式中：X_i 表示融合后的第 i 个基准值系数；$x_{n,i}$ 表示第 n 个传感器的第 i 个基准值系数；n 表示传感器数量。融合后的基准值系数 X_i 即可表示 n 个传感器的基准值系数。

融合后用 1 个子带系数即可表示多个传感器的数据，有效减少多传感器监测条件下传感器网络的数据传输量。

子带峰值自适应量化方法在尽可能保证原始信号还原精度的前提下降低了数据总量，但量化后的数据仍然存在一定冗余。由于硬件系统的最小储存单元是 1 个字节，导致当量化后的 DCT 系数小于 1 个字节能表示的最大数值时，仍会将它当做 1 个字节（8 Bit）进行保存，造成数据量压缩不够彻底，因此需要利用比特融合方法（如图 2 所示）将多个不足 1 个字节的 DCT 系数的二进制数据进行位融合。首先，判断当前字节的有效二进制数据是否满足 1 个字节，将不足 1 个字节的二进制数据和下一个 DCT 系数的二进制位进行拼接。即当拼接数据 $e_{i,j}$ 的有效二进制位小于 8 时，将下 1 个 DCT 系数的二进制位与其进行拼接，形成 1 个完整的字节：

$$e_{i,j} = (c_{i,j} \ll (8 - b_j)) \mid (c_{i+1,j} \gg (2 \times b_j - 8)) \tag{11}$$

式中：$e_{i,j}$ 表示第 j 个子带拼接后的第 i 个字节，$c_{i,j}$ 表示第 j 个子带第 i 个系数的二进制数据，$c_{i+1,j}$ 表示第 j 个子带第

$i+1$ 个系数的二进制数据,(≪) 表示左移运算符,(|) 表示或运算。

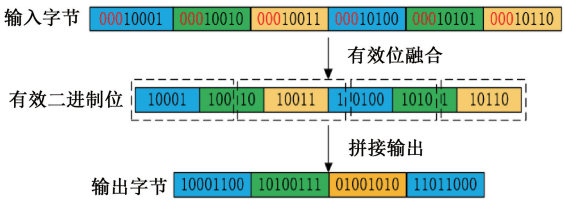

图 2　比特融合

Fig. 2　Schematic diagram of bit fusion

假设输入 6 个字节的 DCT 系数,其有效二进制位数分别为 5,5,5,5,5,5,则经过比特融合输出的二进制位分别为 8,8,8,8,其中第 4 个字节只有 1 个二进制位含有 DCT 系数信息。由于子带峰值自适应量化之后,只有少量 DCT 系数的量化位数超过 8 位,因此比特融合的方法可以有效减少字节数从而减少数据量。

编码数据由网关节点传输至上位机后进行解码,解码是编码过程的逆运用,具体过程为上位机首先读取边带信息获取子带长度和个数、异常值和基准值的数量、量化位数,分别还原异常值和基准值的 DCT 系数,再将不同传感器的异常值系数和基准值系数相加得到原始的 DCT 系数,再对其做 DCT 逆变换即可得到原始振动信号。

3　性能验证与分析

子带峰值自适应量化融合编解码方法的性能由信号压缩比(compression ratio, CR)和重构信噪比(reconstruction signal to noise ratio, RSNR)进行评价。相同压缩比下,重构信噪比越高压缩性能越好;相同重构信噪比条件下,压缩比越大压缩性能越好。

压缩比反应压缩前后数据量的变化,计算公式为:

$$CR = \frac{S_O}{S_C} \tag{12}$$

式中:S_O 为原始信号的字节数,S_C 为压缩后信号的字节数。

重构信噪比反应解压重构后信号的质量,计算公式为:

$$RSNR = 10 \times \lg \frac{\sum_{n=1}^{L} m(n)^2}{\sum_{n=1}^{L} [m(n) - \hat{m}(n)]^2} \tag{13}$$

式中:$m(n)$ 为原始信号,$\hat{m}(n)$ 为解压重构后的信号,L 为数据总长度。

根据前文提到的方法,影响编解码性能的参数主要包括子带分块大小、基准值的量化位数、离群值的量化位数、分辨系数 t 的取值。因此,为了寻找最合适的参数,针对这 4 个参数进行 4 个单独实验和 1 个综合实验。实验结果主要检查多个传感器数据的综合压缩比 CR 和重构信噪比 $RSNR$。

设置实验装置如图 3 所示。机械振动信号由齿轮箱故障模拟实验台产生。电机驱动转速为 1 200 r/min。共有 8 个传感器用于采样振动信号。8 个振动传感器布置在行星齿轮箱周围,每个传感器负责 1 个振动测试点。采样卡连接到用于融合编解码的的边缘设备。采样频率设置为 128 000 Hz,采样点数 204 800。数据传输到用于融合编解码的边缘设备上,评估压缩方法的性能和重构信号的质量。

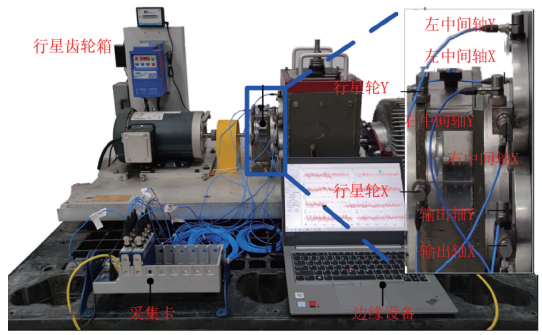

图 3　数据压缩与重构实验平台

Fig. 3　Data compression and reconstruction experimental platform

图 4 表示数据总长度为 204 800 点不变,不同分块大小下,压缩比和重构信噪比的关系。从图 4 中可以看出,当压缩比小于 3 时,减小子带的分块长度可以增大信号的重构信噪比;压缩比大于 3 之后,减小分块长度对信号的重构精度影响并不明显。

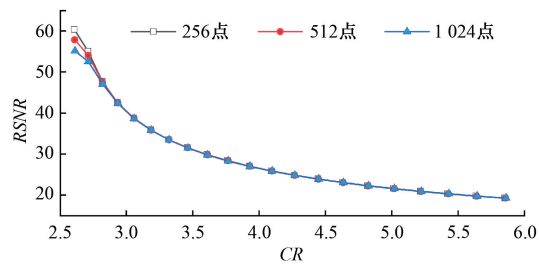

图 4　不同块长度下压缩性能对比

Fig. 4　Compression performance comparison in different block length

图 5 为分块长度 256、异常值系数量化位数 32 位时,设置基准值系数量化位数分别为 2 位和 16 位,压缩比和重构信噪比的关系。从图 5 中可以看出,增大基准值量化位数基本不影响信号的重构精度,但会减小信号的压缩比。因此本方法中基准值系数的量化位数固定为 2 位。

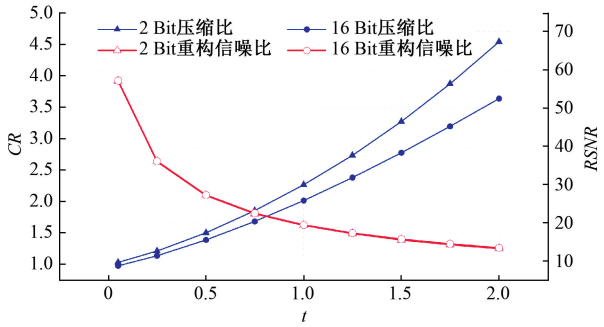

图 5 不同基准值量化位数下压缩与重构性能对比

Fig. 5 Comparison of compression and reconstruction performance in different reference value quantization bits

图 6 为分块长度 256、基准值量化位数为 2 位、分辨系数 $t=0.25$ 条件下,不同的异常值量化位数对压缩比和精度的影响。从图 6 中可以看出,异常值量化位数从 2 位开始增加时,信号的重构信噪比也逐步增加,压缩比逐步降低。当异常值量化位数增加到 12 位时,信号的重构信噪比达到峰值,增大量化位数不再提升信号的重构精度,只会降低压缩比。因此本方法中异常值的量化位数最大值设置为 12 Bit。

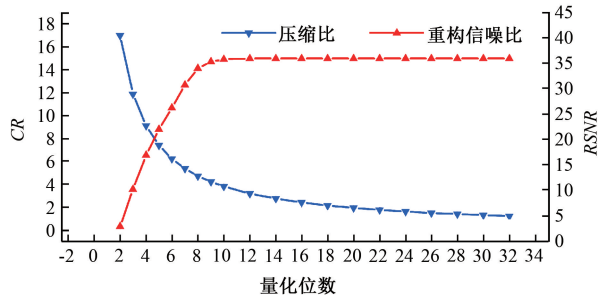

图 6 不同异常值量化位数下压缩与重构性能对比

Fig. 6 Comparison of compression and reconstruction performance in different outlier quantization bits

图 7 为分块长度 256、基准值量化位数为 2 位、异常值量化位数 12 位时,不同分辨系数 t 下信号的压缩比和重构信噪比。从图中可以得知增大 t 值可以得到更高的压缩比,但重构信号的精度会更低。当 t 值处于 0~1.0 之间时,有较好的重构信噪比,*RSNR* 最高为 63.087 1 dB,最低为 19.293 3 dB。针对不同的精度要求,调整不同的 t 值可以得到合适的压缩比和重构信号精度。

上述 4 个实验分别说明了分块大小、基准值量化位数、离群值量化位数、离群值分辨系数 t 的取值对压缩比和重构信噪比的影响。本方法中设置分块大小为 128、基准值量化位数为 2 位,离群值最大量化位数为 12 位、离群值分辨系数 t 为 0 ~ 1.0。为验证在此参数条件下

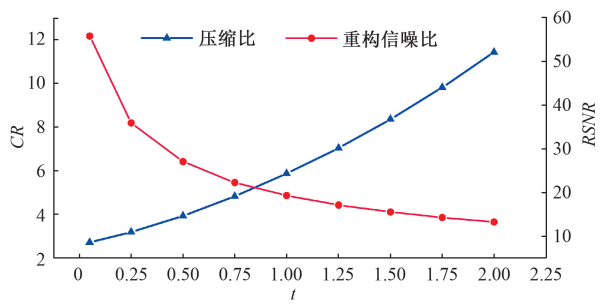

图 7 不同分辨系数下压缩与重构性能对比

Fig. 7 Comparison of compression and reconstruction performance in different discrimination factor

本文所提出方法的性能,将本方法与子带自适应量化-重叠正交变换(subband adaptive quantization-lapped orthogonal transform, SAQ-LOT)方法[12]和多层次自适应近无损压缩(multi-level adaptive near-lossless compression, MANLC)方法[15]进行比较。

实验结果如图 8 所示,结果表明本方法在压缩比和重构信噪比方面均远优于 SAQ-LOT 方法。在压缩比为 3~5 之间时本文方法的重构信噪比与 MANLC 方法相近,在其他压缩比条件下,本文方法的重构信噪比均优于 MANLC 方法,特别是在压缩比小于 2 和压缩比大于 10 的范围内本文方法优势更为明显。

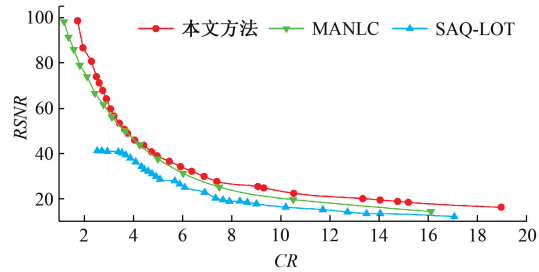

图 8 提出的方法与 SAQ-LOT 和 MANLC 压缩性能对比

Fig. 8 Compression performance comparison among the proposed method, the SAQ-LOT and MANLC

将本文方法同 MANLC 方法进一步对比,比较相同压缩比下本方法的 *RSNR* 与 MANLC 方法的提升值和提升百分比,结果如图 9 所示。

图 9 显示了本文方法和 MANLC 方法压缩比同为 1~12 时,本文方法相比 MANLC 方法的重构信噪比 *RSNR* 提升值和提升百分比,提升值最高为 16.341 8 dB,此时压缩比为 1.74;提升值最低为 1.304 3 dB,此时压缩比为 4;提升百分比最高为 23.92%,此时压缩比为 12;提升百分比最低为 2.86%,此时压缩比为 4。综合分析 *RSNR* 提升值和提升百分比可知,在压缩比为 1~12 范围内本文方法压缩性能均优于 MANLC 方法。

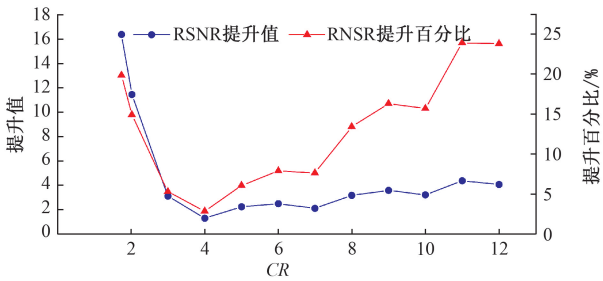

图 9　提出的方法相比 MANLC 的提升程度

Fig. 9　The improvement degree of the proposed method compared with MANLC

表 1 显示了将不同压缩方法对同一振动信号数据的压缩比 *CR* 和均方根百分误差 *PRD* 同本方法进行对比。结果表明本文方法在压缩比 *CR* 为 10.518 9 时,*PRD* 为 7.543% 小于 SAQ-LOT、MANLC 在压缩比为 10.206 8、10.518 9 时的 15.265% 和 10.302%。本文方法在同 MANLC 的 *PRD* 均为 10%左右时,本方法的压缩比 *CR* 可达到 14.031 5 大于 MANLC 的 10.5。综合分析表明,本文提出的方法无论在压缩比还是重构信号精度均优于上述提到的方法。

表 1　不同压缩方法均方根百分误差性能对比

Table 1　Comparison of PRD performance of different compression methods

压缩方法	压缩比 *CR*	*PRD*/%
SAQ-LOT	10.206 8	15.265
MANLC	10.500 0	10.302
本文方法	10.518 9	7.543
	14.031 5	10.605

为验证 SPAQFC 方法的时效性,采用自主研制的无线传感器网络节点进行数据传输实验。其中采集节点是由低功耗 ARM Cortex ® -M4 为内核的 STM32F405 微控制器和基于 IEEE802.15.4 协议的 ZigBee 无线通信模块组成的双核心架构,如图 10 所示。

网关节点采用 ARM Cortex-A7 低功耗处理器架构的 CPU I.MX6ULL 芯片作为主控核心,配备 ZigBee、Wi-Fi 双通信模组分别和采集节点、数据中心进行通信,如图 11 所示。

上位机下发同步采集命令到网关节点,网关节点将命令转发给采集节点,8 个采集节点收到采集命令后通过 IEPE 加速度传感器同步采集振动信号,采集完成后通过 ZigBee 无线通信模块将振动数据传输至网关节点,网关节点接收后对数据进行融合编码,编码完成后通过

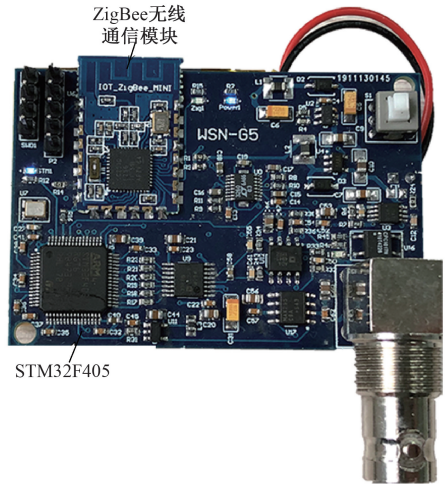

图 10　采集节点实物

Fig. 10　Prototype of collection node

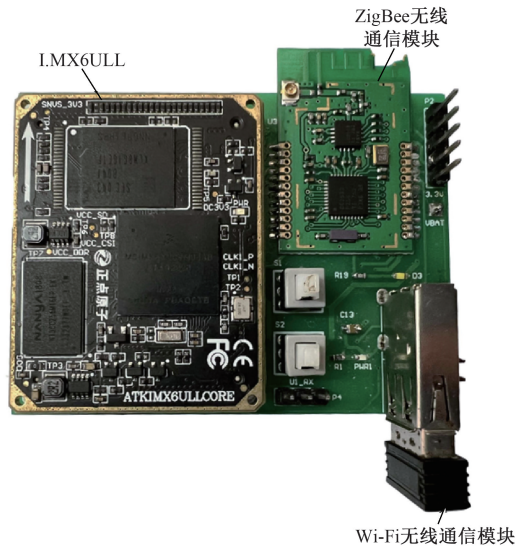

图 11　网关节点实物

Fig. 11　Prototype of network node

Wi-Fi 无线通信模块将数据上传至上位机进行解码和后续处理。最后将处理时间和处理后传输时间同直接传输时间进行对比。

图 12 显示了本方法处理传输 8×1 600 kB 数据和直接传输相同数据量的耗时对比。此时压缩比 *CR* 为 8.335,信号的均方根百分误差 *PRD* 为 9.755%,重构信噪比 *RSNR* 为 20.486 3。处理平均耗时 8.44 s,处理后传输平均耗时 1.99 s,两者之和为 10.43 s 小于直接传输的 16.60 s,节省 37.2%的时间。可以有效提高信道资源受限的无线传感器网络的传输效率。

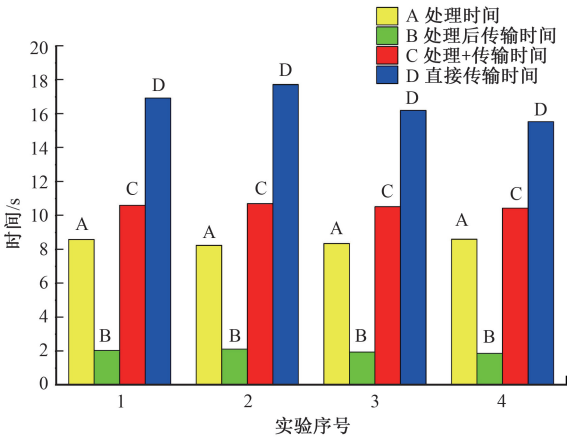

图 12 传输速度对比(*CR*=8.335)

Fig. 12 Transmission speed comparison (*CR*=8.335)

4 结 论

本文对机械振动无线传感器网络中机械振动信号的融合编解码方法进行了研究,提出了一种子带峰值自适应量化融合编解码方法,用于对机械振动无线传感器网络中的振动数据进行融合编码与解码。本方法包括DCT、离群值提取、子带峰值自适应量化、字节融合与比特融合。本方法综合考虑了影响 *CR*、*RSNR* 和 *PRD* 的多个相关参数,在相同条件下,所提出的方法性能在 *CR* 和 *RSNR* 均优于 SAQ-LOT 和 MANLC 方法。结果表明,本文方法在保证数据还原精度的同时,可以有效实现信道资源受限的机械振动无线传感器网络多传感器振动数据的融合压缩,减少机械振动无线传感器网络中的数据量、提高传输效率。

参考文献

[1] 曾超,汤宝平,邓蕾,等. 基于混合拓扑的机械无线传感器网络多信道数据传输方法[J]. 振动与冲击,2018,37(4):28-34.
ZENG CH, TANG B P, DENG L, et al. A multi-channel data transmission method for mechanical wireless sensor networks based on hybrid topology [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018,37(4):28-34.

[2] HUANG Y, TANG B P, DENG L, et al. Fuzzy analytic hierarchy process-based balanced topology control of wireless sensor networks for machine vibration monitoring[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(15): 8256-8264.

[3] 曹智,李振祥,伏洪勇. 基于振动信号分析的极端环境下循环泵可靠性评估[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(8):93-98.
CAO ZH, LI ZH X, FU H Y. Reliability evaluation of circulating pumps in extreme environments based on vibration signal analysis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(8):93-98.

[4] 朱亮亮,汤宝平,黄艺,等. 机械振动无线传感器网络大量数据传输发射功率优化控制方法[J]. 振动与冲击,2020,39(17):275-280.
ZHU L L, TANG B P, HUANG Y, et al. Transmit power optimization control method for a mechanical vibration wireless sensor network with a lot of transmission data [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(17):275-280.

[5] 黄艺,赵春华,汤宝平,等. 冗余策略下的机械振动 WSN 高效可靠传输方法[J]. 仪器仪表学报,2023,43(3): 146-152.
HUANG Y, ZHAO CH H, TANG B P, et al. Efficient and reliable transmission method for mechanical vibration of WSN based on redundancy strategy [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 43(3): 146-152.

[6] CHEN Y, ZHU X, FANG K, et al. An improved method for sink node deployment in wireless sensor network to big data [J]. Neural Computing and Applications, 2021: 1-12.

[7] Al-KADHIM H M, Al-RAWESHIDY H S. Energy efficient data compression in cloud based IoT[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(10): 12212-12219.

[8] SU Y, LU X, HUANG L, et al. A novel DCT-based compression scheme for 5G vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11): 10872-10881.

[9] ZONZINI F, ZAULI M, MANGIA M, et al. Model-assisted compressed sensing for vibration-based structural health monitoring[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(11): 7338-7347.

[10] UTHAYAKUMAR J, VENGATTARAMAN T, DHAVACHELVAN P. A new lossless neighborhood indexing sequence (NIS) algorithm for data compression in wireless sensor networks[J]. Ad Hoc Networks, 2019, 83: 149-157.

[11] 王强,张培林,王怀光,等. 基于稀疏分解的振动信号数据压缩算法[J]. 仪器仪表学报,2016,37(11): 2497-2505.

WANG Q, ZHANG P L, WANG H G, et al. Vibration signal data compression algorithm based on sparse decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(11): 2497-2505.

[12] SHEN Z T, WANG S W, LI C, et al. Study on the real-time lossless data compression method used in the readout system for micropattern gas detector [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2019, 66(8): 2017-2021.

[13] OLTEAN M, PICHERAL J, LAHALLE E, et al. Compression methods for mechanical vibration signals: Application to the plane engines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1-2): 313-327.

[14] WANG X, LU S, HUANG W, et al. Efficient data reduction at the edge of industrial internet of things for PMSM bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.

[15] BANERJEE R, CHATTERJEE S, DAS B S. Performance of a partial discrete wavelet transform based path merging compression technique for wireless multimedia sensor networks [J]. Wireless Personal Communications, 2019, 104: 57-71.

[16] ZHAO C H, TANG B P, DENG L, et al. Multilevel adaptive near-lossless compression in edge collaborative wireless sensor networks for mechanical vibration monitoring [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, DOI 10.1109/TIE.2022.3229372.

作者简介

朱柯宇,2021 年于重庆大学获得学士学位,现在重庆大学机械传动国家重点实验室攻读机械工程硕士学位,主要研究方向为工业物联网、机械设备智能运维与边缘计算。
E-mail: 852275727@qq.com

Zhu Keyu received his B.Sc. degree from Chongqing University in 2021. He is currently pursuing his degree in Mechanical Engineering at the State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University. His main research interests include industrial internet of things, edge computing for intelligent operation and maintenance of mechanical equipment.

汤宝平(通信作者),1996 年于重庆大学获得硕士学位,2003 年于重庆大学获得博士学位,现任重庆大学机械工程学院教授、博士生导师,主要研究方向为无线传感器网络、机电装备安全服役与寿命预测、测试计量技术及仪器
E-mail: bptang@cqu.edu.cn

Tang Baoping (Corresponding author) received his M.Sc. degree and Ph.D. degree both from Chongqing University in 1996 and 2003, respectively. He is currently a professor and a Ph.D. advisor at Chongqing University. His main research interests include wireless sensor networks, mechanical and electrical equipment security service and life prediction, and measurement technology and instruments.