doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.11.022

基于切换字典的林区小气候监测数据压缩感知方法

郑一力[1]　赵　玥[1,2]　赵燕东[1,2]　谢辉平[1,3]

(1.北京林业大学工学院,北京 100083;2.城乡生态环境北京实验室,北京 100083;
3.林业装备与自动化国家林业局重点实验室,北京 100083)

摘要:为降低林区小气候监测站的数据传输功耗,提出了一种切换字典的数据压缩感知方法,在对样本数据进行特征表征与分类的基础上,合理切换使用离散傅里叶变换基(Discrete Fourier transform,DFT)固定字典或 K-SVD(K-singular value decomposition)学习字典,对样本数据进行稀疏表达。采用高斯函数对样本数据进行拟合,以拟合决定系数 R^2 和拟合均方根误差(RMSE)为切换因子,定义了字典的切换策略。选用空气温度、空气湿度、土壤温度、土壤湿度作为测试对象,实验验证切换策略的可行性。实验表明,在林区小气候监测站中,当稀疏度和压缩率均相同时,结合 DFT 和 K-SVD 两种字典的优势,基于切换字典的数据压缩感知算法比单一字典具有更小的重构误差。经功耗测试实验,当稀疏度 $K=16$ 时,采用切换字典的数据压缩感知算法,使监测站的平均每日电能消耗降低了 16.35%,保证了林区小气候监测站的低功耗运行和数据可靠传输。

关键词:林区小气候监测;压缩感知;切换字典;稀疏表达

中图分类号:S716　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2019)11-0193-07

Dictionary-toggling-based Compressed Sensing Method for Forest Microclimate Monitoring Data

ZHENG Yili[1]　ZHAO Yue[1,2]　ZHAO Yandong[1,2]　XIE Huiping[1,3]

(1. *School of Technology*, *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Beijing Laboratory of Urban and Rural Ecological Environment*, *Beijing Municipal Education Commission*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Key Laboratory of State Forestry Administration for Forestry Equipment and Automation*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: To effectively reduce the power consumed during data transfer between forest microclimate monitoring stations, a dictionary-toggling-based compressed sensing method was proposed. After the sample data were characterized and classified, a discrete Fourier transform fixed dictionary and K-SVD learning dictionary was switched to realize sparse expression and compression of the sample data. And then the sample data were fitted by using a Gaussian function. The coefficient of determination R^2 and root-mean-square fitting error were adopted as toggling factors to define the dictionary toggling strategy. Parameters such as air temperature, air humidity, soil temperature and soil moisture content were selected for testing to verify the feasibility of the dictionary-toggling strategy. Experimental results revealed that when the sparseness and compression rate were identical for forest microclimate monitoring stations, combining the advantages of DFT and K-SVD dictionaries, the dictionary-toggling-based compressed sensing algorithm yielded smaller reconstruction errors than those based on single dictionary. Experiments on the actual power consumption of stations demonstrated that when the sparseness K was 16, the dictionary-toggling-based compressed sensing algorithm caused the average daily power consumption to be decreased by 16.35%. Thus, the proposed dictionary-toggling-based compressed sensing method ensured low-power consumption operation and reliable data transfers for forest microclimate monitoring stations.

Key words: forest microclimate monitoring; compressed sensing; toggling dictionary; sparse representation

收稿日期:2019-07-05　修回日期:2019-09-09

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金项目(2015ZCQ-GX-04)、国家重点研发计划项目(2017YFD0600901)和北京市科技计划项目(Z161100000916012)

作者简介:郑一力(1981—),男,副教授,博士生导师,主要从事生态信息智能检测和林业智能装备研究,E-mail:zhengyili@bjfu.edu.cn

通信作者:赵燕东(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事生态信息智能检测与控制研究,E-mail:yandongzh@bjfu.edu.cn

0 引言

林区小气候监测系统能够及时准确对森林生态系统进行网格化实时动态监测,依据行业标准或大数据分析结果,实现森林火情预测预警、生态环境恢复评价、森林健康评价等分析决策功能[1-3]。林区小气候监测站多采用太阳能板和蓄电池的方式进行供电[4-6]。在低温和连续阴雨时,监测站存在供电不足的问题。大多数小气候监测站直接将采集的海量原始数据通过 GPRS 或北斗卫星上传至云服务器中,数据传输功耗较大。如何对海量原始数据进行压缩、保留数据的有效成分、降低监测站的数据传输功耗是林区小气候监测需要解决的关键问题。

压缩感知技术提出,对稀疏信号或可压缩信号可通过远低于奈奎斯特采样频率的方式进行采样,通过算法实现原始信号的精确重构,达到数据压缩的效果[7]。压缩感知技术主要包括信号的稀疏表达、编码测量和重构算法[8]。找到最合适的稀疏字典对原始信号进行稀疏表达,是压缩感知的核心任务。稀疏字典主要分为固定字典和学习字典两类[9]。固定字典如离散傅里叶变换基(DFT)[10]、离散余弦变换基(Discrete cosine transform, DCT)[11]、小波变换基(Wavelet transform, WT)[12]和 Curvelet 基[13]等,具有一定的普适性,但不能根据不同原始信号的特征进行分解和稀疏表达[14]。学习字典如 K-SVD 字典[15]、OLM(Online learning method)算法[16],可通过训练得到稀疏基,对符合训练数据特征的原始数据拥有更好的稀疏表达能力。文献[17]采用 DCT 固定字典对森林火灾早期图像进行压缩;文献[18]采用 DFT 固定字典对植物微环境及生理参数监测节点采集的参数进行压缩,能够节省 13.62% 的功耗;文献[19]采用 K-SVD 学习字典,有效压缩了林区微环境监测站数据传输数量。上述文献均使用单一字典对数据进行压缩,无法根据数据的不同特征选择最适合的字典进行稀疏表达。针对上述问题,在数据压缩时,可以切换使用多种字典,进一步提高数据重构的精度。

本文提出一种切换字典的数据压缩方法,在对原始数据进行特征表征和分类的基础上,合理切换使用 DFT 或 K-SVD 两种字典,对林区小气候监测数据进行稀疏表达,进一步提高数据重构的精度,降低林区小气候监测站的能耗。

1 数据获取

1.1 系统组成

课题组自主研制的林区小气候监测站连接了大气、土壤、光照和植物参量传感器组,通过太阳能板和蓄电池供电[4],见图 1。小气候监测站自动采集各类传感器数据,经存储和格式变换后,形成 GPRS 或北斗卫星短报文通讯包,发送至云服务器的 MySQL 数据库中。系统软件运行在云服务器上,具备实时数据查询与下载、大数据分析与决策、数据库存储和管理等功能。多个小气候监测站可组网实现对森林生态大数据的全方位获取。



图 1 北京鹫峰国家森林公园小气候监测站实物图

Fig. 1 Picture of forest microclimate monitoring stations in Beijing Jiufeng National Forest Park

1.2 数据获取与预处理

林区小气候监测站的各个传感器每 5 min 自动采集一次数据,并存储在 SD 卡中,每个传感器每天总共采集 288 组数据。监测站内部的数据采集器融合了基于压缩感知的压缩算法,将传感器原始数据进行压缩,集中发送到云服务器,在云服务器上通过重构算法进行解压缩运算。

监测站在长期运行过程中存在数据错误和丢失的问题,错误数据通过设置差分阈值直接剔除。单个数据丢失率大于 10% 的样本直接舍弃,丢失率小于 10% 的样本,采用三次样条插值法将数据补齐[19]。

2 数据压缩感知方法

2.1 切换策略

林区小气候监测站采集的各种传感器的数据特征不同。土壤温度和土壤湿度等参数波动性不大,信号能量集中在低频段,采用固定字典作为稀疏基,可以较好地稀疏表达原始信号,完成对原始信号的压缩传输;空气温度和空气湿度等参数容易受到外界干扰,原始信号变化趋势较大,采用学习字典作为稀疏基,可以较好地稀疏表达细节丰富、波动性较大的样本,提高数据的压缩精度。

切换字典方法的流程如图 2 所示,首先进行样本的特征表征,判断样本的波动性,然后根据切换因子,合理选择不同的字典作为稀疏基,实现数据有效

压缩。本文固定字典选择 DFT 算法，学习字典选择 K－SVD 算法。

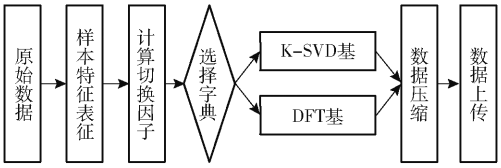

图 2　切换字典流程图

Fig. 2　Flow chart of dictionary-toggling

2.2　样本的特征表征

图 3 为两个归一化处理后的传感器样本数据，图 3a 中的数据波动性较大，采集的数据分布较为散乱，含有丰富的细节信息，而图 3b 的数据较为平滑，波动性较小。

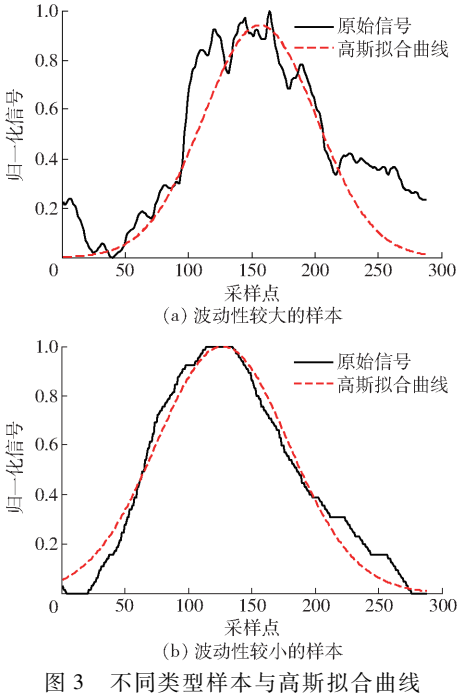

图 3　不同类型样本与高斯拟合曲线

Fig. 3　Two types of samples and Gaussian fitting curves

两个样本数据大致符合正态分布，对样本进行拟合可采用高斯函数

$$f(x) = Ae^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \tag{1}$$

式中　A——高斯函数的幅值

μ——函数曲线在横坐标轴上的位置

σ——拟合的离散程度

拟合后的曲线如图 3 中的虚线。

为实现样本的分类，采用拟合决定系数 R^2 和均方根误差（Root mean squared error，RMSE）2 个分类标准共同判定。

当样本的波动性越大，拟合的决定系数 R^2 越小，均方根误差（RMSE）越大，定义切换因子 Q 为

$$Q = \begin{cases} 0 & (R^2 \geqslant R_0 \text{ 且 RMSE 小于等于 } E_0) \\ 1 & (R^2 < R_0 \text{ 且 RMSE 大于 } E_0) \end{cases} \tag{2}$$

式中　R_0——决定系数阈值，$R_0 \in [0,1]$

E_0——拟合标准差阈值，$E_0 \in [0,\infty)$

定义固定字典为 D_1，学习字典为 D_2，根据切换字典策略，可定义切换字典 D 为

$$D = (1-Q)D_1 + QD_2 \tag{3}$$

对于波动性较小的样本，式（2）计算得到的切换因子 Q 等于 0，代入式（3）中，可得到稀疏字典 $D = D_1$；对于波动性较大的样本，根据式（2）计算得到的切换因子 Q 等于 1，代入式（3）得到稀疏字典 $D = D_2$。据此可根据不同数据特性，选择不同的稀疏基，达到切换字典的目的。

3　实验结果与分析

为了验证提出的切换字典策略，采用空气温度数据作为实验对象。截止至 2019 年 3 月，课题组在全国范围内采集到的空气温度数据样本共 7 728 个，将所有样本采用高斯函数拟合，计算其拟合决定系数 R^2 和均方根误差（RMSE）。

式（2）中的 R_0 和 E_0 取人工优化筛选的经验值 $R_0 = 0.8$，$E_0 = 0.1$，得出波动性较小的样本数为 2 740 个，占样本总量的 35.46%，波动性较大的样本数为 4 988 个，占样本总量的 64.54%。

对比实验中，将空气温度数据分别使用 DFT 字典、K－SVD 字典和切换字典进行稀疏表达，采用随机高斯矩阵作为观测矩阵，使用正交匹配追踪（Orthogonal matching pursuit，OMP）算法对信号进行重构[20]，将相同压缩率下的重构误差作为性能评价的标准进行比较。

3.1　DFT 字典与 K－SVD 字典重构误差比较

从波动较小的 2 740 个样本中随机抽取 100 个检验样本，剩余的空气温度数据作为训练样本得到 K－SVD 学习字典。选取稀疏度 $K = 16$，定义 DFT 字典为 $\boldsymbol{D}_{\mathrm{fl}}$，通过 K－SVD 算法训练获取到的 K－SVD 字典为 $\boldsymbol{D}_{\mathrm{kl}}$，将所有检验样本分别在 $\boldsymbol{D}_{\mathrm{fl}}$ 和 $\boldsymbol{D}_{\mathrm{kl}}$ 上进行稀疏表示，经观测和重构后，计算所有重构信号与原始信号之间均方差，得到 2 个维度为 100×1 的重构误差集 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{fl}}$ 和 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{kl}}$，得到如图 4 所示的箱线图。

在图 4 中，基于 DFT 字典压缩的整体重构误差、极小值均小于 K－SVD 字典压缩的重构误差；误差集 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{fl}}$ 的箱体中位线在误差集 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{kl}}$ 的中位线的下方；$\boldsymbol{E}_{\mathrm{fl}}$ 的箱体 1/4 和 3/4 分界线均低于 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{kl}}$。经统计，共有 81 个样本经过 DFT 字典压缩的重构误差小于 K－SVD 字典。

同理，从波动较大的 4 988 个样本中随机抽取 100 个检验样本，剩余的空气温度数据作为训练样本得到 K－SVD 学习字典。选取稀疏度 $K = 16$，定

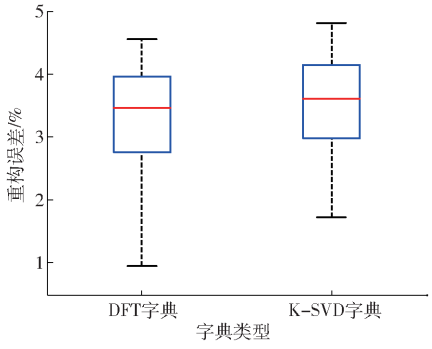

图 4 波动性较小的样本集 DFT 和 K－SVD 字典的重构误差对比

Fig. 4 Comparison of reconstruction errors of DFT and K－SVD dictionaries for samples with low volatility

义 DFT 字典为 $\boldsymbol{D}_{f2}$，通过 K－SVD 算法训练获取到的 K－SVD 字典为 $\boldsymbol{D}_{k2}$，将所有检验样本分别在 $\boldsymbol{D}_{f2}$ 和 $\boldsymbol{D}_{k2}$ 上进行稀疏表示，经观测和重构后，计算所有重构信号与原始信号之间的均方差，得到 2 个维度为 100×1 的重构误差集 $\boldsymbol{E}_{f2}$ 和 $\boldsymbol{E}_{k2}$，得到如图 5 所示的箱线图。

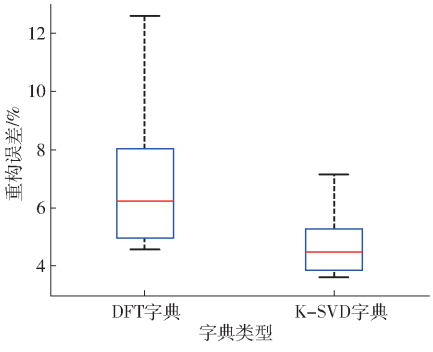

图 5 波动性较大的样本集 DFT 和 K－SVD 字典的重构误差对比

Fig. 5 Comparison of reconstruction errors of DFT and K－SVD dictionaries for samples with high volatility

从图 5 中可看出：基于 K－SVD 字典压缩的整体重构误差、极大误差均小于 DFT 字典压缩的重构误差，误差集 $\boldsymbol{E}_{k2}$ 的箱体 3/4 分界线与 $\boldsymbol{E}_{f2}$ 的箱体 1/4 分界线基本持平，且 $\boldsymbol{E}_{k2}$ 的箱体中位线远远低于 $\boldsymbol{E}_{f2}$ 的箱体 1/4 分界线。经统计，共有 83 个样本经过 K－SVD 字典压缩的重构误差小于 DFT 字典。

对于不同波动性样本集的重构误差对比如表 1 所示。

对比表 1 的重构误差统计结果，对于波动性较大的样本，宜采用 K－SVD 字典进行压缩，对于波动性较小的样本，宜采用 DFT 字典进行压缩，这就为切换字典策略的提出提供了数据支撑。

3.2 相同稀疏度下切换字典与单一字典重构误差比较

从所有 7 728 个样本中随机抽取 100 个检验样本，剩余的空气温度数据作为训练样本得到 K－SVD 学习字典。选取稀疏度 $K=16$，定义 DFT 字典为 $\boldsymbol{D}_{f3}$，通过 K－SVD 算法训练获取到的 K－SVD 字典为 $\boldsymbol{D}_{k3}$，经式(2)、(3)计算得到切换字典 $\boldsymbol{D}_{t3}$。

表 1 DFT、K－SVD 字典的重构误差对比

Tab. 1 Comparison of reconstruction error of DFT and K－SVD dictionaries %

样本类型	字典类型	最大重构误差	最小重构误差	平均重构误差
波动性较小的样本	DFT	4.55	0.93	3.33
	K－SVD	4.81	1.73	3.54
波动性较大的样本	DFT	12.57	4.56	7.16
	K－SVD	7.15	3.60	4.87

将所有检验样本分别在 $\boldsymbol{D}_{f3}$、$\boldsymbol{D}_{k3}$ 和 $\boldsymbol{D}_{t3}$ 上进行稀疏表达，经观测和重构后，计算所有重构信号与原始信号之间的均方差，得到 3 个维度为 100×1 的重构误差集 $\boldsymbol{E}_{f3}$、$\boldsymbol{E}_{k3}$ 和 $\boldsymbol{E}_{t3}$，得到如图 6 所示的箱线图。

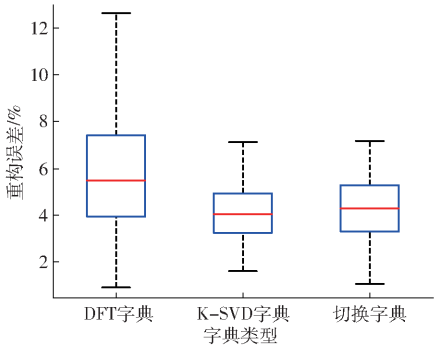

图 6 DFT、K－SVD 和切换字典的重构误差对比

Fig. 6 Comparison of reconstruction errors of DFT, K－SVD and toggling dictionaries

图 6 中，使用切换字典压缩的最大重构误差基本与 K－SVD 字典的最大重构误差持平，说明对于波动性较大的样本采用了 K－SVD 字典进行压缩；使用切换字典的最小重构误差与 DFT 字典的最小重构误差基本持平，说明对波动性较小的样本采用了 DFT 字典进行压缩。

经 3 种稀疏字典压缩的重构误差如表 2 所示。基于切换字典的平均重构误差为 4.07%，与 K－SVD 字典相比，平均重构误差降低了 0.12 个百分点，与 DFT 字典相比，平均重构误差降低了 1.97 个百分点。基于切换字典的最大重构误差为 7.18%，

表 2 DFT、K－SVD 和切换字典的重构误差对比

Tab. 2 Comparison of reconstruction error of DFT, K－SVD and toggling dictionaries %

字典类型	最大重构误差	最小重构误差	平均重构误差
DFT 字典	12.63	0.93	6.04
K－SVD 字典	7.13	1.63	4.19
切换字典	7.18	1.09	4.07

与 K－SVD 字典的最大重构误差基本一致，并且基于切换字典的最小重构误差为 1.09%，与 DFT 字典的最小重构误差基本一致。

对比表 2 的重构误差统计结果，采用切换字典的压缩方法，综合了 DFT 和 K－SVD 字典的优势，能够判断全部样本数据的波动性，自动进行 K－SVD 和 DFT 字典的切换，比使用 DFT 或 K－SVD 单一字典的重构误差小。

3.3　不同稀疏度下单一字典和切换字典的压缩性能比较

采用 DFT、K－SVD 和切换字典对林区小气候监测站采集的空气温度、空气湿度、土壤温度和土壤湿度 4 个参数进行压缩，计算稀疏误差和重构误差，如表 3 所示。

表 3　不同稀疏度下 DFT 字典、K－SVD 字典和切换字典的压缩性能

Tab. 3　Compression performance of DFT, K－SVD and toggling dictionaries with different sparsities

传感器	稀疏度	DFT 字典			K－SVD 字典			切换字典		
		稀疏误差/%	重构误差/%	压缩比	稀疏误差/%	重构误差/%	压缩比	稀疏误差/%	重构误差/%	压缩比
空气温度	8	9.69	9.87	8.73	4.28	6.09	8.23	4.17	5.98	8.58
	16	5.92	6.04	6.26	3.09	4.19	6.13	3.01	4.07	6.17
	24	4.35	4.47	4.50	2.46	3.45	4.34	2.32	3.23	4.38
	32	3.89	3.94	3.43	1.91	3.04	3.39	1.83	2.96	3.40
空气湿度	8	12.36	12.97	8.73	5.36	6.58	7.58	5.24	6.43	7.61
	16	8.31	9.39	6.13	4.19	5.67	6.00	4.06	5.41	6.04
	24	6.66	7.62	4.65	3.47	3.58	4.43	3.39	3.49	4.48
	32	5.66	6.11	3.03	3.34	3.47	3.39	3.19	3.39	3.08
土壤温度	8	3.34	4.02	9.00	2.97	3.02	8.73	2.95	2.98	8.82
	16	2.42	3.23	7.02	1.54	1.68	6.93	1.48	1.57	6.95
	24	2.01	2.87	4.11	1.26	1.33	4.30	1.23	1.27	4.26
	32	1.75	2.45	3.51	1.13	1.21	3.55	1.11	1.14	3.54
土壤湿度	8	8.89	9.32	7.2	7.54	8.11	6.85	7.42	7.97	6.95
	16	7.56	7.76	4.97	6.38	6.58	4.88	6.12	6.38	4.91
	24	6.58	7.03	4.43	5.51	5.81	4.50	5.41	5.74	4.48
	32	5.87	6.32	3.69	4.93	5.06	4.00	4.84	4.97	3.87

表 3 中，当稀疏度 K 逐步从 8 增加至 32 时，基于单一字典和切换字典的稀疏误差和重构误差均逐渐降低，压缩比也逐渐降低；使用切换字典进行稀疏表达的稀疏误差和重构误差均优于 DFT 或 K－SVD 单一字典。

4　功耗测试

为验证切换字典策略对降低林区小气候监测站功耗的效果，在北京市海淀区八家村北京林业大学实验基地开展测试。小气候监测站的传感器和 GPRS 通信模块由数据采集器供电。数据采集器中的处理器采用 ATMEL 公司的 ATMEGA2560 单片机，实现数据的采集、压缩和传输。

小气候监测站的总耗能采用 PM9817D 型电参数测量仪进行测量，见图 7。电参数测量仪的量程为 0～999 999 W·h，精度为 ±0.1%。在测试中，PM9817D 型电参数测量仪连接小气候监测站数据采集器的总供电输入，对总耗能进行连续测量。

测试中数据采集器接收和传输空气温度、空气湿度、土壤温度、土壤湿度 4 个传感器的数据，每 5 min 采集 1 次，全天采集 288 次，共 1 152 个数据，选取稀疏度 $K=16$，分别使用 DFT 字典、K－SVD 和切换字典对原始数据进行压缩，发送给云服务器。经连续 5 d 测试，未压缩和经过 DFT、K－SVD、切换字典压缩后每天平均能量消耗分别为 20.73、17.25、17.52、17.34 W·h。

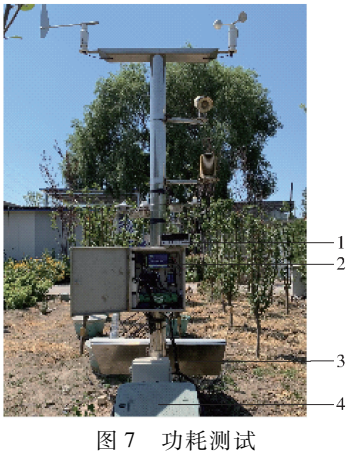

图 7　功耗测试

Fig. 7　Power consumption experiment

1. PM9817D 型电参数测量仪　2. 数据采集器　3. 太阳能板　4. 蓄电池箱

相对于未作数据压缩的监测站功耗，采用 DFT 字典、K－SVD 字典和切换字典压缩后，监测站每天

平均功耗分别降低了 16.79%、15.48% 和 16.35%。使用切换字典的耗能介于 DFT 字典和K－SVD 字典之间。结合表 3,采用切换字典的压缩方式,在减小重构误差的前提下,有效降低了林区小气候监测站的系统功耗。

5 结论

(1)提出了基于切换字典的林区小气候监测数据压缩感知策略,切换选择最适合的字典对监测数据进行压缩,达到减小重构误差和降低系统能耗的目的。

(2)根据监测数据的不同特性,定义了切换因子,对样本进行分类,合理切换使用 DFT 固定字典或 K－SVD 学习字典,对样本数据进行稀疏表达和数据压缩。

(3)实验结果表明,结合两种字典的优势,采用切换字典对数据进行压缩,比采用单一字典进行压缩的重构误差小,林区微环境监测站功耗降低了 16.35%,可有效提高林区小气候监测站的待机时间,保证低功耗运行和数据可靠传输。

参 考 文 献

[1] 李世东, 邹亚萍, 李明国. 中国林业大数据发展战略研究报告[M]. 北京: 中国林业出版社, 2016.

[2] 王兵, 牛香, 陶玉柱, 等. 森林生态学方法论[M]. 北京: 中国林业出版社, 2018.

[3] 沈智理, 李淑君. 林火气象与预测预警[M]. 北京: 中国林业出版社, 2018.

[4] 刘卫平, 高志涛, 刘圣波, 等. 基于铱星通信技术的土壤墒情远程监测网络研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(11): 316－322.
LIU Weiping, GAO Zhitao, LIU Shengbo, et al. Remote monitoring network for soil moisture based on Iridium communication technology [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11): 316－322. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20151143&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.043. (in Chinese)

[5] 陈天华, 唐海涛. 基于 ARM 和 GPRS 远程土壤墒情监测预报系统[J]. 农业工程学报, 2012, 28(3): 162－166.
CHEN Tianhua, TANG Haitao. Remote monitoring and forecasting system of soil moisture based on ARM and GPRS [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(3): 162－166. (in Chinese)

[6] 郑一力, 赵燕东, 刘卫平, 等. 基于北斗卫星通信的林区小气候监测系统研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 217－224.
ZHENG Yili, ZHAO Yandong, LIU Weiping, et al. Forest microclimate monitoring system based on Beidou satellite [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 217－224. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20180228&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.028. (in Chinese)

[7] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289－1306.

[8] BARANJUK R G. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118－121.

[9] 吴莹. 基于字典学习的机织物纹理稳定表征与应用[D]. 上海: 东华大学, 2018.
WU Ying. Fabric texture stability representation and its applications based on dictionary learning [D]. Shanghai: Donghua Univseristy, 2018. (in Chinese)

[10] HARRIS F J. On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform [J]. Proceedings of the IEEE, 1978, 66(1): 51－83.

[11] AHMED N N, NATARAJAN T, RAOK R. Discrete cosine transform [J]. IEEE Transactions on Computers, 1974, C－23(1): 90－93.

[12] STEPHANE M. A wavelet tour of signal processing [M]. New York: Academic Press, 2008.

[13] CANDES E, DEMANET L, DONOHO D, et al. Fast discrete curvelet transforms [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 5(3): 861－899.

[14] 李树涛, 魏丹. 压缩传感综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1369－1377.
LI Shutao, WEI Dan. A survey on compressive sensing [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(11): 1369－1377. (in Chinese)

[15] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K－SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311－4322.

[16] MAIRAL J, BACH F, PONCE J, et al. Online learning for matrix factorization and sparse coding [J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(1): 19－60.

[17] BENAZZA-BENYAHIA A, HAMOUDA N, TLILI F, et al. Early smoke detection in forest areas from DCT based compressed video [C] // 20th European Signal Processing Conference, 2012: 2752－2756.

[18] 高超, 张新, 赵玥, 等. 基于压缩感知的植物微环境及生理参数采集方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 317－324.
GAO Chao, ZHANG Xin, ZHAO Yue, et al. Method for collecting plant micro-environment and physiological parameters

based on compressive sensing [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 317 - 324. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20170340&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.040. (in Chinese)

[19] 赵玥, 谢辉平, 高超, 等. 基于 K - SVD 基的林区监测站数据采集方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 365 - 371.
ZHAO Yue, XIE Huiping, GAO Chao, et al. Collecting method of forest area monitoring station based on K - SVD basis [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 365 - 371. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 2018s049&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.049. (in Chinese)

[20] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655 - 4666.