

基于 K - SVD 基的林区分站数据采集方法研究

赵 玥^{1,2} 谢辉平^{1,3} 高 超^{1,3} 赵燕东^{1,3}

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

摘要: 基于 K - SVD 字典学习算法 (K-singular value decomposition, K - SVD) 的压缩感知技术应用在林区分站微环境监测站中, 可极大地减少数据传输数量, 从而降低监测站的使用能耗, 延长监测站的使用寿命。本文选用空气温度作为实验对象, 验证算法的可行性, 并与前人提出的基于离散傅里叶变换基 (Discrete fourier transform, DFT) 的压缩感知方法进行对比实验。实验结果表明, 当稀疏度 k 相同时, K - SVD 算法的平均稀疏化误差始终小于 DFT 算法, 且误差分布范围更加集中; 当稀疏度和压缩率均相同时, K - SVD 算法的平均重构误差也始终小于 DFT 算法, 且误差分布范围更加集中。在林区分站微环境监测站中, K - SVD 算法具有更好的稀疏表示性能以及重构性能, 在降低相同系统能耗的同时, 也降低了数据传输的误差。

关键词: 微环境监测站; 压缩感知; K - SVD; 字典学习; 稀疏表示

中图分类号: S716 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)S0-0365-07

Collecting Method of Forest Area Monitoring Station Based on K - SVD Basis

ZHAO Yue^{1,2} XIE Huiping^{1,3} GAO Chao^{1,3} ZHAO Yandong^{1,3}

(1. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of State Forestry Administration for Forestry Equipment and Automation, Beijing 100083, China

3. Beijing Laboratory of Urban and Rural Ecological Environment, Beijing Municipal Education Commission, Beijing 100083, China)

Abstract: The application of compression sensing technology was put forward based on K - SVD dictionary learning algorithm in forest microenvironment monitoring station. It would greatly reduce the number of data transmission, thus reducing the use of monitoring stations and prolonging the service life of monitoring stations. The air temperature data was used as the experimental object, and it verified the feasibility of the algorithm, and compared with the previous proposed compression sensing technique based on the discrete Fourier transform base. The experimental results were as follows: when the sparsity was the same, the average sparsity error of the learning dictionary based on K - SVD algorithm training was always less than that of the DFT dictionary when the original signal was sparsely represented, and the error distribution range was concentrated and basically lower than the median line of the DFT dictionary. When sparsity and compression ratio were the same, the average reconstruction error of learning dictionary was always smaller than that of DFT dictionary, and the error distribution range was more concentrated. To sum up, in the forest micro-environment monitoring station, the dictionary trained by the K - SVD algorithm had better sparse representation performance and reconstruction performance, which can reduce the operation power of the monitoring station while reducing the error of data transmission.

Key words: microenvironment monitoring station; compressed sensing; K - SVD; dictionary learning; sparse representation

收稿日期: 2018 - 07 - 15 修回日期: 2018 - 08 - 20

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFD0600901)、北京市科技计划项目 (Z161100000916012) 和北京市共建项目

作者简介: 赵玥 (1986—), 女, 讲师, 博士, 主要从事生态信息智能检测、图像处理与模式识别研究, E-mail: zhaoyue0609@126.com

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

森林资源是人类赖以生存的基础资源,林区安全是森林资源发展的重要保证,在林区建立微环境监测站是保证林区安全的主要手段之一^[1-2]。由于微环境监测站建立在地处偏远的林区,一般采用太阳能加蓄电池的方式为监测站提供能源,因此微环境监测站的能源储备极其有限^[3-5]。为了保证数据的实时性、有效性,需要将采集的数据通过 GPRS (General packet radio service, GPRS)、卫星等传输到客户端^[6-10],为研究人员提供数据支持。若直接传输未经压缩的海量数据,不仅制约传输效率,而且极大增加了监测站功耗以及数据传输费用,大大缩短了监测站的使用寿命。因此需要建立高效的数据采集和传输模型,以尽可能延长监测站的使用寿命,降低信息获取的代价。

压缩感知(Compressed sensing, CS)技术通过欠采样技术,可以在远低于奈奎斯特采样频率的采样数据中高概率重构信号,达到数据压缩的目的,从而解决以上问题^[11-12]。如文献[13-18]根据无线传感器网络的时间序列和空间序列的特性,采用傅里叶变换、离散余弦变换和小波变换建立信号稀疏基,生成信号的稀疏表示数据,然后对稀疏数据进行采样,大大减少数据传输量;高超等^[19]采用离散傅里叶变换基、离散余弦变换基作为稀疏基,利用压缩感知技术采集植物微环境及生理参数,同样减少了数据传输量。上述文献中均采用固定基字典来稀疏表示原始信号,没有利用信号本身具有的特征,不能针对各类传感器采集的数据做出最佳稀疏化表示,因此原始信号在此字典上得到的严稀疏信号将会产生较大的稀疏化误差。

为了降低原始信号在传输过程中的误差,本文提出将 K-SVD^[20-24]字典学习算法的稀疏表示方法应用在林区微环境监测站中,根据已有原始数据构造基函数,使原始信号基于字典有更好的稀疏表示,在保证数据有效传输的同时,降低重构误差。

1 材料与方法

1.1 数据获取

目前,课题组在全国范围内共建立微环境监测站 35 个,每个标准微环境监测站采集的参数包括:空气温度、空气湿度、土壤温度、土壤湿度、风速、风向、降雨量、光照强度、总辐射、日照时数、二氧化碳浓度、大气压等 12 项指标。监测站每隔 5 min 采集一次数据,1 d 采集 288 条数据,数据通过 GPRS 网络或者北斗卫星短报文的形式传输至远程服务器并

存储在 Mysql 数据库中。微环境监测站如图 1 所示,截止到 2018 年 3 月 1 日,数据库中存储的数据量已经超过 200 万条。



图 1 微环境监测站
Fig. 1 Microenvironment monitoring station

1.2 数据预处理

目前微环境监测站在林区运行的过程中,存在能耗尽导致数据采集丢失的现象,因此在使用数据之前,需要对数据进行预处理,同时这也说明了微环境监测站存在能源紧缺的问题,需要降低微环境监测站的能源消耗。

由于样本数据量巨大,后续数据处理较为复杂、字典学习过程时间较长,因此只选取空气温度作为研究对象,来验证 K-SVD 算法在微环境监测站中的使用效果。

(1)将所有空气温度数据导出,并根据各监测点的设备号(ID)值不同将所有数据区分开,选取某个监测点连续 7 d 的数据如图 2 所示,从图 2 可以看出,空气温度数据基本以“天”为单位呈周期性变化。

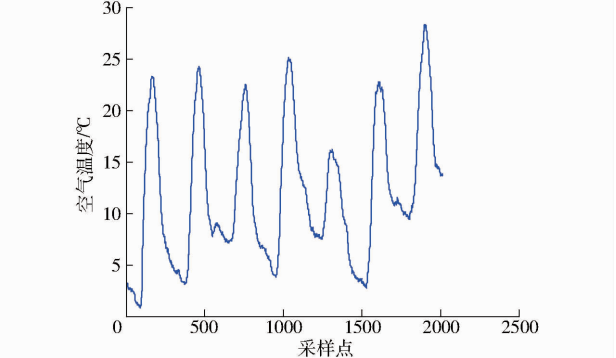


图 2 连续 7 d 空气温度数据
Fig. 2 Air temperature data for seven days

(2)将每个监测点的空气温度数据按天划分,每天的空气温度数据作为一个样本,将所有样本按列排列组合成一个样本集。此时一个完整的样本应该包含有 288 个数据,但监测站在长期运行过程中

存在数据丢失的问题,因此在使用之前需要处理不完备的样本集。目前主要有 2 种方法:①删除样本:将数据不完整的样本直接舍弃;当缺失数据的样本与样本总量相比非常小时,此方法是非常有效的。②数据补齐:通过回归、插值等方法,将数据补齐;当单个样本丢失的数据占此样本的比例较小时,通过插值法即可将数据补齐。为了保证实验数据的准确性、有效性,本文将结合 2 种方法来处理数据,先采用方法①,将样本数据丢失率大于 10% 的样本直接舍弃,因为此时的样本已经出现断层,如图 3 所示。此样本的数据量为 255,曲线已经在采样点为 100 ~ 150 之间出现明显的断层。接着使用方法②,对于数据丢失率小于 10% 的样本,采用三次样条插值法,将数据补齐至 288,如图 4 所示,将数据量为 283 的样本通过插值的方法补齐至 288,所得到的空气温度曲线基本完整。

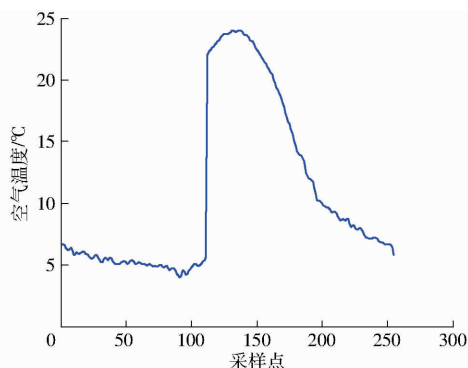


图 3 缺失数据的样本

Fig. 3 Sample of missing data

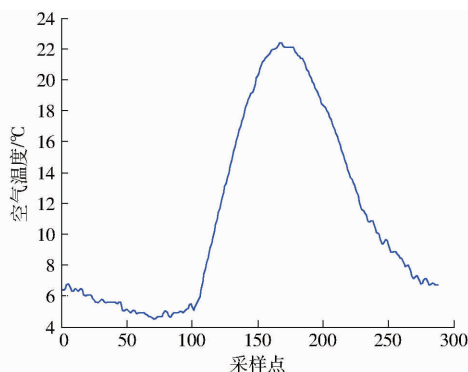


图 4 完整数据的样本

Fig. 4 Sample of complete data

(3)将所有空气温度样本构成的样本集进行列归一化处理,并将其分为训练样本集和测试样本集。训练样本集用于训练 K-SVD 字典,测试样本集用于测试 K-SVD 字典的稀疏化效果。

1.3 K-SVD 字典学习算法

通过稀疏编码和字典更新不断反复,在迭代过程中以预先设定的字典更新稀疏系数,然后再用此稀疏系数更新字典中的原子,当满足迭代条件时停

止循环,此时的字典 D 即为 K-SVD 训练得到的字典。假设 $Y \in \mathbf{R}^{N \times L}$ 为 L 个训练样本的集合,可以被描述为 $Y \approx DX$,其中矩阵 $D \in \mathbf{R}^{N \times J}$ 是一个字典,矩阵 $X \in \mathbf{R}^{J \times L}$ 为 L 个系数矢量的集合,则字典学习过程可用优化问题表示为

$$\begin{cases} \min_{D, X} \{ \|Y - DX\|_F^2 \} \\ \text{s. t. } \forall i, \|x_i\|_0 \leq k \end{cases} \quad (1)$$

式中 k ——稀疏度,稀疏表示系数中非零分量数目的上限

K-SVD 字典学习主要分 3 步实现:①字典初始化:从训练样本集 Y 中随机选取 J 个样本作为初始字典 D ,由于 K-SVD 字典必须是完备字典或者是超完备字典,因此选择的样本个数 $J \geq 288$ 。②稀疏编码:根据已知字典 D ,利用 OMP 最优原子搜索算法 (Orthogonal matching pursuit, OMP) 得到 Y 在字典 D 上的最佳稀疏系数 X ,在此过程中设置稀疏编码的迭代次数为稀疏度 k 。③更新字典 D ,同时更新稀疏系数 X :假设当前需要更新第 i 个原子 d_i ,令编码矩阵 X 对应的第 i 行为 x_i ,则目标函数可表示为

$$\begin{aligned} \|Y - DX\|_F^2 &= \left\| Y - \sum_{j=1}^J d_j X_j^i \right\|_F^2 = \\ &= \left\| Y - \sum_{j \neq i} d_j X_j^i - d_i X_i^i \right\|_F^2 = \|E_i - d_i X_i^i\|_F^2 \quad (2) \end{aligned}$$

式(2)中的 E_i 是误差矩阵,对其采用 SVD 分解,以最大奇异值所对应的正交单位向量作为新的 d_i ,同时更新稀疏编码 x_i 中的非零元素。算法具体步骤为:

输入:训练样本集 $Y \in \mathbf{R}^{N \times L}$,训练迭代次数 $M = 1$

初始化字典:从 Y 中随机选取样本赋值给 D

Repeat:

稀疏编码:根据已知字典 D ,采用 OMP 算法求解样本的稀疏系数 X

字典更新:根据稀疏系数 X ,采用 SVD 分解法,逐列更新字典 D ,同时更新对应列的稀疏系数 X ,
 $M = M + 1$

Stop if: $M > J$

输出:学习字典 D ,稀疏表示系数 X

2 实验与分析

实验采用 Matlab R2014a 仿真实现,对本文提出的 K-SVD 训练字典算法和 DFT 固定字典算法进行对比分析,采用 2 种字典在相同稀疏度下稀疏表示原始信号时产生的平均表示误差以及在相同压缩率下重构原始信号时产生的平均表示误差作为性能评价标准。

2.1 信号的稀疏表示

选择字典维度 $D = 288 \times 288$,设置 K-SVD 字

典的训练迭代次数 $M = 50$, 选取稀疏度 k 为 8、16、24、32 等 4 个梯度, 将所有训练样本分别在各梯度上进行 K-SVD 算法训练, 得到 K-SVD 字典为 D_8 、 D_{16} 、 D_{24} 、 D_{32} ; 同样选择字典维度 $D = 288 \times 288$, 分别选取稀疏度 k 为 8、16、24、32 等 4 个梯度, 得到 DFT 字典为 F_8 、 F_{16} 、 F_{24} 、 F_{32} 。将所有测试样本 (3 600 个) 分别在各梯度上的 K-SVD 字典、DFT 字典进行稀疏表示, 计算所有测试样本严稀疏化后信号与原始信号之间的均方差, 得到 8 个维度为 $3\,600 \times 1$ 的均方差集, 将 8 个均方差集按照稀疏度的不同分为 4 组, 作出箱线图如图 5 所示。以图 5 为例, 矩形上下 2 端最远处为均方差集的 2 个极值, 矩形下边框为数集的 1/4 分界线, 矩形上边框为数集的 3/4 分界线, 矩形中横线为数集的中位线。从图 5 中可以很明显看出, 随着稀疏度 k 的增大, 2 种

字典的稀疏化误差均减小, 说明两者均有稀疏表示原始信号的能力; 当稀疏度 k 相同时, K-SVD 字典的极大值始终远远小于 DFT 字典的极大值, 且 K-SVD 字典箱线图的 3/4 分界线始终低于 DFT 字典的 1/4 分界线, 表明 K-SVD 字典具有更好的稀疏性能, 能够更好适应性表示原始信号; 在相同稀疏度 k 下, K-SVD 字典的误差分布范围远远小于 DFT 字典, 说明 K-SVD 字典在稀疏表示原始信号方面具有更好的适应性能。为了更加精确对比 2 种字典的稀疏表示性能, 根据均方差集, 给出稀疏化误差如表 1 所示。当稀疏度 k 相同时, K-SVD 字典误差的最小值始终比 DFT 字典小, 且 K-SVD 字典误差的平均几乎只有 DFT 字典的一半, 因此更加精确地表明, 通过 K-SVD 算法训练得到的字典对原始信号具有更好的稀疏表示性能。

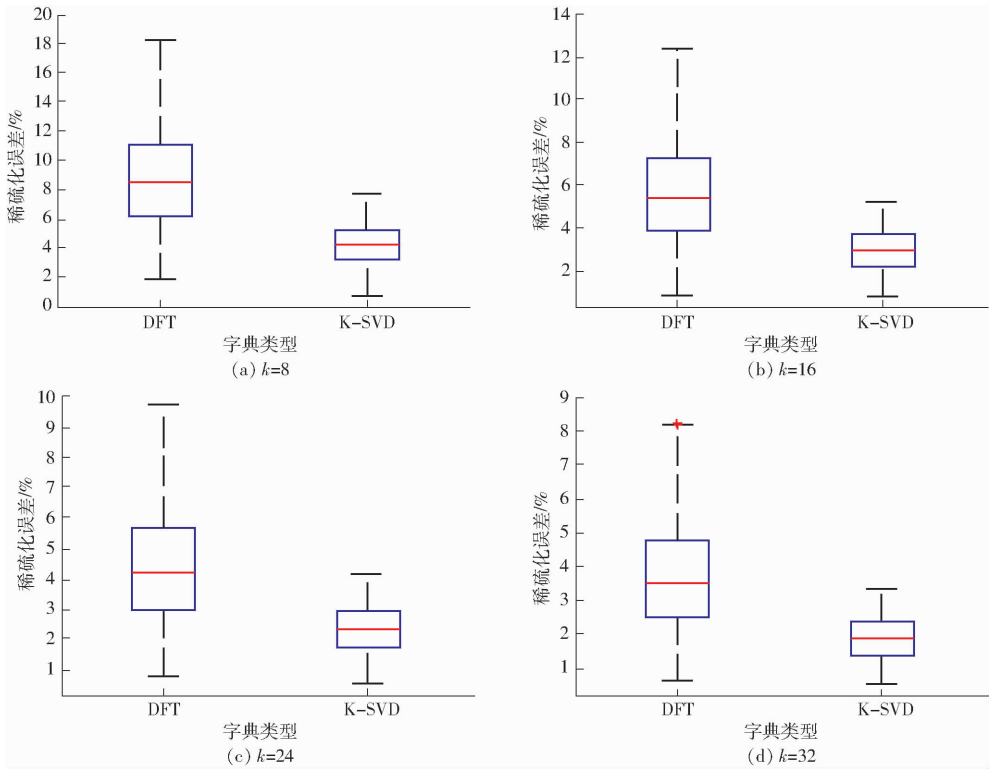


图 5 不同稀疏度下 2 种字典的稀疏化误差

Fig. 5 Sparse error of two dictionaries under different sparsities

表 1 2 种字典在不同稀疏度下的稀疏化误差对比
Tab. 1 Comparison of sparse errors between two kinds of dictionaries under different sparsities

稀疏度 k	字典类型	最大误差/ %	最小误差/ %	平均误差/ %
8	DFT	18.23	1.81	8.86
	K-SVD	7.70	0.83	4.33
16	DFT	12.37	0.90	5.68
	K-SVD	5.21	0.79	2.95
24	DFT	9.73	0.74	4.44
	K-SVD	4.16	0.56	2.35
32	DFT	8.23	0.62	3.72
	K-SVD	3.37	0.54	1.91

根据 2 种字典对测试样本集的稀疏表示结果, 选取稀疏度 $k = 16$ 时, 从测试信号集中随机选取一个严稀疏化信号, 其原始信号与严稀疏信号如图 6 所示。经过计算, 在 K-SVD 字典下的严稀疏信号与原始信号之间的均方差为 2.69%, 在 DFT 字典下的严稀疏信号与原始信号之间的均方差为 5.64%。从数据上可以看出, K-SVD 字典的稀疏化效果比 DFT 字典的稀疏化效果好。从图 6 中可以看出, 原始信号经过 2 种字典的严稀疏之后, 基本保留信号的原有特征, 说明 2 种字典均有稀疏表示原始信号

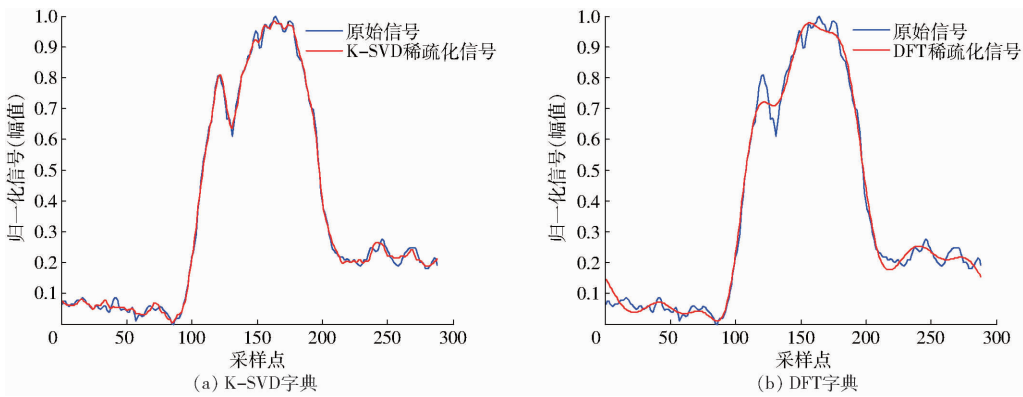


图 6 2 种字典的原始信号与严稀疏信号

Fig. 6 Original signal and strict sparse signal of two dictionaries

的能力;经过 DFT 字典严稀疏后的信号较为圆滑,几乎全部丢失原始数据的局部特征,只保留有大致的轮廓特征,但是经过 K-SVD 字典严稀疏的信号即保留有原始信号的大致特征,又保留有原始信号的局部细节特征。

2.2 信号的压缩重构

根据经验发现,当压缩率(压缩后的大小与压缩前的大小之比)低于 30% 时即可满足监测站的使用要求,因此固定压缩率为 30%,即观测点的数量为 86(288×0.3),结合 2.1 节得到的 2 种字典和严稀疏化信号,选取随机高斯矩阵作为观测矩阵,采用 OMP 重构算法恢复信号,计算所有重构后得到的信号与原始信号之间的均方差,得到 8 个维度为 3 600×1 的均方差集,最后根据稀疏度 k 的不同分为 4 组,作出箱线图如图 7 所示。从图 7 中明显看

出,当稀疏度 k 相同时,K-SVD 字典重构误差的极大值始终比 DFT 字典的小,并且 K-SVD 字典的重构误差分布范围也始终比 DFT 字典的窄且大部分区域处于 DFT 字典的下方,说明 K-SVD 字典的重构性能比 DFT 字典好。根据均方差集得到表 2,从表 2 中直观看出,当稀疏度 k 相同时,K-SVD 字典重构原始信号时产生的平均误差始终比 DFT 字典的小,例如当稀疏度 $k=8$ 时,K-SVD 字典的平均误差为 6.09%,DFT 字典产生的平均误差为 9.37%,相对于 DFT 来说,平均误差降低了 35.01%,说明 K-SVD 字典在重构方面的适应能力比 DFT 字典更优。

根据 2 种字典对测试样本集的重构结果,选取稀疏度 $k=16$ 时,从测试样本中随机选取一个样本,其原始信号与重构信号如图 8 所示。经过计算,在

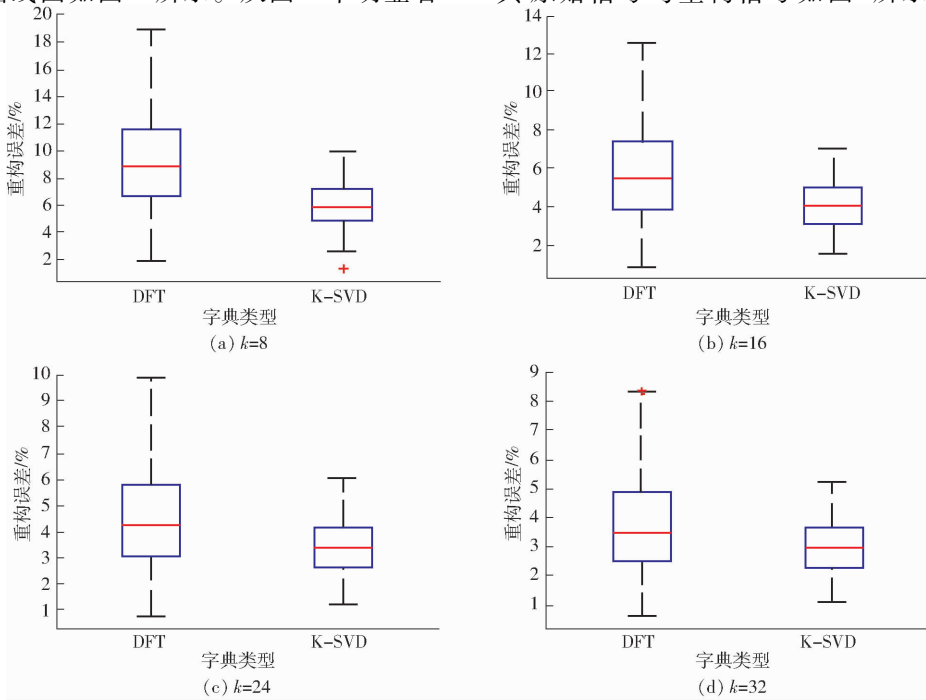


图 7 不同稀疏度下 2 种字典的重构误差

Fig. 7 Reconstruction errors of two kinds of dictionaries under different sparsities

表 2 2 种字典在不同稀疏度下的重构误差对比
Tab.2 Comparison of reconstruction errors between two kinds of dictionaries under different sparsities

稀疏度 k	字典类型	最大误差/ %	最小误差/ %	平均误差/ %
8	DFT	18.99	1.97	9.37
	K-SVD	10.09	1.43	6.09
16	DFT	12.63	0.93	5.82
	K-SVD	7.13	1.63	4.19
24	DFT	9.88	0.75	4.52
	K-SVD	6.03	1.20	3.45
32	DFT	8.38	0.62	3.79
	K-SVD	5.27	1.11	3.04

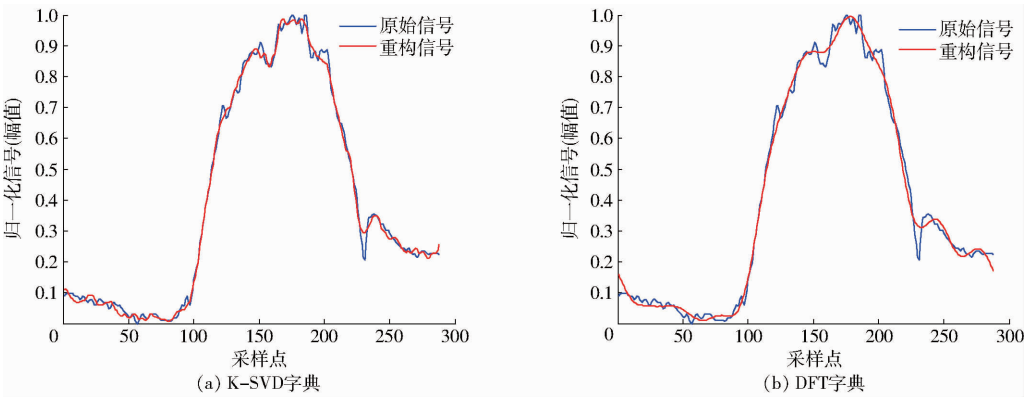


图 8 2 种字典的原始信号与重构信号

Fig.8 Original and reconstructed signals of two dictionaries

3 结论

(1)提出将 K-SVD 算法应用在林区微环境监测站上,以空气温度为例,分析字典对原始信号的稀疏表示能力以及对原始信号的压缩重构能力,对基于 K-SVD 算法训练得到的字典与 DFT 固定基字典进行性能评估。

(2)当稀疏度 k 相同时,在稀疏表示原始信号方面,基于 K-SVD 字典的极大误差、极小误差以及平均误差始终比 DFT 基的小,且 K-SVD 字典箱线图的3/4

K-SVD 字典下的重构信号与原始信号之间的均方差为 4.19%,在 DFT 字典下的重构信号与原始信号之间的均方差为 4.83%,从数据上看,K-SVD 字典的重构效果比 DFT 字典的重构效果更优。从图 8 中可以看出,原始信号在经过 2 种字典的重构之后,基本保留信号的原有特征,说明 2 种字典均有压缩并恢复原始信号的能力;经过 DFT 字典压缩重构信号较为圆滑,局部表示效果一般,但是经过 K-SVD 字典的压缩重构信号基本上与原始信号一致,在局部细节部分表示较为完整,表明经过 K-SVD 算法训练得到的字典在压缩重构方面的性能比 DFT 字典更优。

分界线始终低于 DFT 字典的 1/4 分界线。说明基于 K-SVD 算法得到的字典具有更优的稀疏表示性能。

(3)从经验可知,在林区微环境监测站中,数据压缩率低于 30% 即可满足监测站的正常使用。因此当观测点数量为 86、且稀疏度 k 相同时,基于 K-SVD 字典的极大误差、平均误差明显比 DFT 基的小,且基于 K-SVD 字典压缩重构误差的分布范围始终低于 DFT 字典。表明基于 K-SVD 算法训练得到的字典在压缩重构方面比 DFT 固定基字典的性能更优。

参 考 文 献

1 叶兵. 国内外森林防火技术及其发展趋势[D]. 北京:中国林业科学研究院,2000.
YE Bing. Forest fire prevention technology at home and abroad and its development trend[D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry,2000. (in Chinese)

2 姚雪梅. 关于国内外森林防火技术现状分析及趋势探讨[J]. 农业与技术, 2016, 36(6):173.
YAO Xuemei. Analysis on the status quo and trend of forest fire prevention technology at home and abroad[J]. Agriculture and Technology, 2016, 36(6):173. (in Chinese)

3 齐建东, 蒋禧, 赵燕东. 基于无线多媒体传感器网络的森林病虫害监测系统[J]. 北京林业大学学报, 2010, 32(4):186-190.
QI Jiandong, JIANG Xi, ZHAO Yandong. Forest pest and disease monitoring system based on wireless multimedia sensor network [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2010, 32(4):186-190. (in Chinese)

4 戴建, 史志才, 吴飞, 等. 基于 GSM 与 ZigBee 的环境监测与采集系统[J]. 自动化与仪表, 2015, 30(9):38-42.
DAI Jian, SHI Zhicai, WU Fei, et al. Environmental monitoring and acquisition system based on GSM and ZigBee [J]. Automation and Instrumentation, 2015, 30(9):38-42. (in Chinese)

- 5 胡培金,江挺,赵燕东. 基于 Zigbee 无线网络的土壤墒情监控系统[J]. 农业工程学报,2011,27(4):230-234.
HU Peijin,JIANG Ting,ZHAO Yandong. Monitoring system of soil water content based on Zigbee wireless sensor network[J]. Transactions of the CSAE,2011,27(4):230-234. (in Chinese)
- 6 牛广文. 基于 GPRS 通信的远程土壤墒情自动监测系统[J]. 自动化与仪器仪表,2015(2):36-37,40.
NIU Guangwen. Remote automatic monitoring system of soil moisture based on GPRS[J]. Automation & Instrumentation, 2015 (2):36-37,40. (in Chinese)
- 7 陈天华,唐海涛. 基于 ARM 和 GPRS 的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)
- 8 KELLEY J P. A system concept for the collection and dissemination of weather radar data using satellite communications[C]//12th AIAA International Communication Satellite Systems Conference, 1988:596-602.
- 9 刘卫平,高志涛,赵燕东,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. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151143&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.043.
LIU Weiping , GAO Zhitao, ZHAO Yandong, 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. (in Chinese)
- 10 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. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180228&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.028.
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. (in Chinese)
- 11 史久根,刘胜. 基于压缩感知的无线传感网络数据压缩[J]. 计算机工程与应用,2014,50(10):78-81.
SHI Jiugen, LIU Sheng. Data sensing of wireless sensor networks based on compressed sensing[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(10):78-81. (in Chinese)
- 12 崔征. 基于压缩感知的无线传感器网络数据压缩算法的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学,2012.
CUI Zheng. Research on data compression algorithm of wireless sensor networks based on compressed sensing[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012. (in Chinese)
- 13 陈善雄,何中市,熊海灵,等. 一种基于压缩感知的无线传感信号重构算法[J]. 计算机学报,2015,38(3):614-624.
CHEN Shanxiong, HE Zhongshi, XIONG Hailing, et al. A reconstruction algorithm of wireless signal based on compressed sensing[J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(3):614-624. (in Chinese)
- 14 何风行,余志军,刘海涛. 基于压缩感知的无线传感器网络多目标定位算法[J]. 电子与信息学报,2012,34(3):716-721.
HE Fenghang, YU Zhijun, LIU Haitao. Multiple target localization via compressed sensing in wireless sensor networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(3):716-721. (in Chinese)
- 15 BARANIUK R G. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4):118-121.
- 16 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.
- 17 AHMED N, NATARAJAN T, RAO K R. Discrete cosine transform[J]. IEEE Transactions on Computers, 1974, 23(1):90-93.
- 18 MALLAT S. A wavelet tour of signal processing[M]. San Diego: Academic Press, 1996.
- 19 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. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170340&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.040.
GAO Chao, ZHANG Xin, ZHAO Yue, et al. Research oncollecting 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. (in Chinese)
- 20 AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[M]. IEEE Press, 2006.
- 21 RUBINSTEIN R, PELEG T, ELAD M. Analysis K-SVD: a dictionary-learning algorithm for the analysis sparse model[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(3):661-677.
- 22 刘雅莉,马杰,王晓云,等. 一种改进的 K-SVD 字典学习算法[J]. 河北工业大学学报,2016,45(2):1-8.
LIU Yali, MA Jie, WANG Xiaoyun, et al. An improved K-SVD dictionary learning algorithm[J]. Journal of Hebei University of Technology, 2016, 45(2):1-8. (in Chinese)
- 23 郭欣. 基于 K-SVD 稀疏表示的语音增强算法研究[D]. 太原: 太原理工大学,2016.
GUO Xin. Research on speech enhancement algorithm based on K-SVD sparse representation[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology,2016. (in Chinese)
- 24 葛澎. 基于稀疏 K-SVD 字典的图像融合方法[J]. 微电子学与计算机,2015(11):125-128.
GE Peng. Image fusion method based on sparse K-SVD dictionary[J]. Microelectronics and Computer, 2015(11):125-128. (in Chinese)