

基于压缩感知的植物微环境及生理参数采集方法研究

高超<sup>1,2</sup> 张新<sup>1,2</sup> 赵玥<sup>1,2</sup> 赵燕东<sup>1,2</sup>

(1. 北京林业大学工学院, 北京 100083; 2. 北京林业大学城乡生态环境北京实验室, 北京 100083)

**摘要:** 在 ARM 平台上, 设计了基于压缩感知的采集算法, 极大地减少了数据存储量, 提高了传输效率。分别选择离散傅里叶变换基(DFT)、离散余弦变换基(DCT)作为稀疏基, 测试了该算法在 2 种基底下的工作性能。通过实验仿真分析, 在相同稀疏度条件下, DCT 具有更小的稀疏化误差, 但是 DFT 具有更好的去噪效果、更低的观测维度和更高的数据压缩比; 随着稀疏度的增大, 两者的稀疏化误差减小, 观测维度升高, 数据压缩比降低。与此同时, 还在 ARM 平台上测试了基于 DFT 压缩采集系统的压缩比和功耗, 与常规植物微环境及生理参数监测系统相比, 该系统的压缩比达到 4.24, 并能够节省 13.62% 的功耗。综上所述, 基于压缩感知的植物微环境及生理参数采集方法由于数据压缩比高, 在节省数据存储空间和降低数据传输量的同时, 达到了降低系统功耗的目的, 间接增强了系统的续航能力。

**关键词:** 微环境及生理参数; 数据采集; 压缩感知; 离散傅里叶变换; 离散余弦变换; 稀疏度

**中图分类号:** TN911.72      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2017)03-0317-08

Method for Collecting Plant Micro-environment and Physiological Parameters Based on Compressive Sensing

GAO Chao<sup>1,2</sup> ZHANG Xin<sup>1,2</sup> ZHAO Yue<sup>1,2</sup> ZHAO Yandong<sup>1,2</sup>

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

2. Beijing Laboratory of Urban and Rural Ecological Environment, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** The system for collecting plant micro-environment and physiological parameters was featured with large amount of data, storage and transmission difficulties, which restricted the long-term monitoring of ecological information. A new method for collecting plant micro-environment and physiological parameters based on compressive sensing was proposed. The bases of discrete Fourier transformation (DFT) and discrete cosine transformation (DCT) were selected as sparse bases under which the working performance of system was tested. Through the experimental analysis, DCT had smaller sparse error and DFT had better denoising effect, lower observed dimension, higher compression ratio under condition of the same sparsity. With the increase of sparsity, both sparse error and compression ratio were decreased. In the meantime, both observed dimensions were increased. In addition, data compression ratio and power consumption of the DFT compressive sensing system were tested based on ARM. The conclusion was that the data compression ratio was 4.24, and 13.62% power consumption was saved compared with traditional collecting system for plant micro-environment and physiological parameters. In conclusion, the method proposed had advantage of compressing data, saving storage, decreasing data transmission, which can extend working hours of the system by decreasing power consumption and make an important effect on the development of internet of things in agriculture and forestry.

**Key words:** micro-environment and physiological parameters; data acquisition; compressive sensing; discrete Fourier transformation; discrete cosine transformation; sparsity

引言

近年来, 随着智能感知、无线通信等物联网技术

在现代农林业中的普遍应用, 植物微环境及生理参数采集、传输方法成为当前的研究热点<sup>[1-2]</sup>。由于植物微环境及生理监测基站一般地处偏僻, 多采用

太阳能等生态供电方式,数据的采集、存储与传输成为影响后续数据处理分析的瓶颈问题,局域网络、公共网络、乃至卫星网络成为基站式植物微环境及生理参数传输的关键技术。在小区域局部范围内,基于 Zigbee 的局域网络可以实现数据的快速稳定传输,并将数据存储在本地服务器<sup>[3-5]</sup>。当数据需要传送到远程服务器时,局域网无法满足要求,基于 GPRS 的公共网络则可以通过地面增强基站将数据传送到远程服务器<sup>[6-8]</sup>。当有些基站所处位置无 GPRS 等公共网络信号时,基于铱星的卫星网络则可以通过卫星信号将数据传送到远程服务器<sup>[9-11]</sup>。以上 3 种方法都涉及到数据存储与传输问题,数据存储量又与数据传输密切相关,传输海量未经压缩的数据不仅制约传输效率,而且增加系统功耗和传输费用。压缩感知以远低于奈奎斯特采样频率进行采样,减少对大量无用信息的采集,达到数据压缩的目的,从而有效解决以上问题。压缩感知理论主要包括信号的稀疏表示、测量矩阵和重构算法<sup>[12]</sup>。信号的稀疏表示是压缩感知的先验条件,常用的稀疏基有离散傅里叶变换基(DFT)<sup>[13]</sup>、离散余弦变换基(DCT)<sup>[14]</sup>、离散小波变换基<sup>[15]</sup>、Curvelet 基<sup>[16]</sup>、Gabor 基<sup>[17]</sup>以及冗余字典<sup>[18-19]</sup>等。测量矩阵必须满足约束等距性条件<sup>[20-21]</sup>才能精确重构原始信号,常用的有随机高斯矩阵、随机伯努利矩阵、局部傅里叶矩阵等。信号的重构过程一般转换为求解一个最小 $l_0$ 范数的优化问题,常用的求解算法有匹配追踪(MP)<sup>[22]</sup>、正交匹配追踪(OMP)<sup>[23]</sup>、基追踪(BP)<sup>[24]</sup>等。

目前,国内外的植物微环境及生理参数采集方法大多都是将采集到的数据直接发送到远程服务器进行处理,少有研究提及在数据采集时进行压缩预处理,本文提出一种基于压缩感知的植物微环境及生理参数采集方法。该方法将采集到的数据用特定字典稀疏化,再用观测矩阵将稀疏化的数据进行压缩,实现数据的边采集边压缩,最后将压缩后的数据无线传输到远程服务器,以期解决目前均匀采样中数据量大、关键数据筛选困难的问题。

1 系统设计

1.1 系统组成

基于压缩感知的植物微环境及生理参数采集系统主要由植物微环境及生理参数监测节点、远程监测管理服务器、客户端 3 部分构成,在监测节点上融合了基于压缩感知的压缩算法,在客户端上融合了基于压缩感知的重构算法,整个系统架构如图 1 所示。

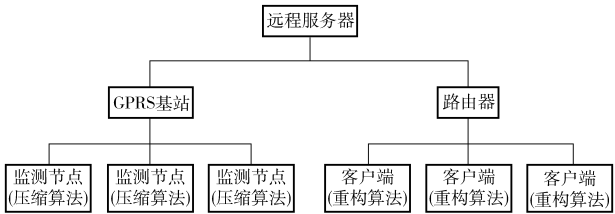


图 1 系统架构  
Fig.1 Framework of system

监测节点作为数据采集的基本单元,主要负责采集植物微环境及生理参数,并利用压缩算法将数据进行降噪、压缩并传输到远程服务器。客户端作为数据展示的基本单元,主要负责读取压缩后的数据,并利用重构算法恢复降噪后的植物微环境及生理参数。

1.2 系统硬件设计

植物微环境及生理参数监测节点是硬件设计的重点,该监测节点主要由 STM32 处理器(CPU 8 MHz,Flash 512 KB,SRAM 64 KB)、GPRS KS-97 模块、传感器接口模块、传感器阵列、时钟模块、SD 卡存储模块、系统状态指示模块以及电源模块组成,其系统框图如图 2 所示。

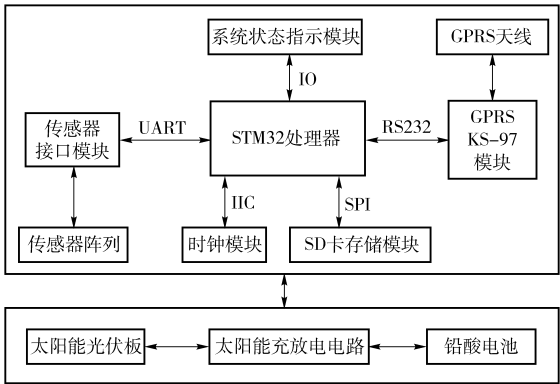


图 2 监测节点硬件框图

Fig.2 Hardware block diagram of monitoring node

传感器阵列包括 3 个土壤水分传感器(分别距地表 10 cm、20 cm 和 40 cm 处)、1 个土壤温度传感器(距地表 20 cm 处)、1 个空气温度传感器、1 个降雨量传感器、1 个植物茎体水分传感器和 1 个植物径流传感器。其中,植物茎体水分传感器采用自主研发的 BD-IV 型植物茎体水分传感器<sup>[25]</sup>,后面数据压缩分析也是基于此传感器所采集数据展开的。传感器阵列在 ARM9 处理器的控制下,依据时钟模块每间隔 5 min 采集一次数据(不包括降雨量传感器),并存储在 SD 卡中,此时并不将采集到的数据实时发送到远程服务器,1 d 总共采集 288 次数据之后,处理器将每个传感器采集到的 288 条数据分别进行压缩,然后给 GPRS 模块通电,并将压缩后的数据通过 GPRS 模块传输到远程服务器,数据传输完

毕后给 GPRS 模块断电。

1.3 系统软件设计

压缩感知算法是软件设计的重点,该算法主要包括信号的稀疏表示、测量矩阵设计、重构算法构造,其中信号的稀疏表示是本文的研究重点。依据

$$y = \Phi x \tag{1}$$

即可实现原始信号的稀疏化和压缩。

再通过求解

$$\hat{x} = \operatorname{argmin} \|\theta\|_0 \quad (\text{s. t. } y = \Phi x) \tag{2}$$

其中  $x = \Psi\theta$

式中  $x$ ——原始信号 ( $N \times 1$ )

$y$ ——观测信号 ( $M \times 1$ )

$\Phi$ ——测量矩阵 ( $M \times N$ , 且  $M \ll N$ )

$\Psi$ ——稀疏基 ( $N \times N$ )

$\theta$ ——变换系数 ( $N \times 1$ )

中的最优问题,便可重构稀疏化的原始信号。

考虑到植物微环境及生理参数监测节点采用的是 STM32 处理器,其计算速度和内存空间都受到一定限制,相对于小波基和冗余字典,DFT 和 DCT 计算时速度更快,占用内存更小,因此选择 DFT 和 DCT 作为稀疏基。然后分别将每个传感器 1 d 采集的 288 条数据分别在 DFT 和 DCT 上稀疏分解,使原始信号变为具有  $K$  稀疏度的严稀疏信号。由于随机高斯矩阵具有很大的概率满足约束等距性条件,且精确重构信号所需的观测维度比较低,故实验中测量矩阵选用随机高斯矩阵。用随机高斯矩阵观测具有  $K$  稀疏度的严稀疏信号,即可得压缩后的观测信号。由于匹配追踪算法收敛慢、重构效果较差,而基追踪算法时间复杂度较大,因此实验中选取了重构效果较好且计算量较小的正交匹配追踪算法来重构严稀疏信号。整个压缩感知算法流程如图 3 所示。

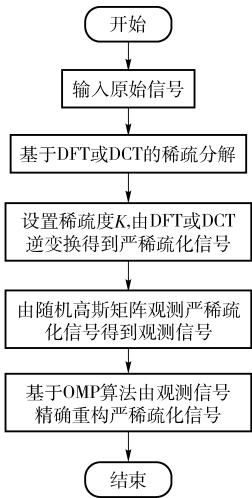


图 3 压缩算法流程

Fig. 3 Flow chat of compression algorithm

2 数据压缩分析

由于系统采集的参数较多,本文选择 BD-IV 型植物茎体水分传感器采集的数据为实验对象,分析系统对数据的压缩处理过程,最后给出系统对整个传感器阵列的压缩性能。随机选取某一天 BD-IV 型植物茎体水分传感器采集的数据为实验对象,该对象集包含 288 条数据 ( $N = 288$ ),经过归一化处理,植物茎体水分 1 d 的变化情况如图 4 所示。由于环境噪声和系统噪声的影响,该信号局部波动比较大,并不平滑,与真实的植物茎体水分信号有一定的差异。

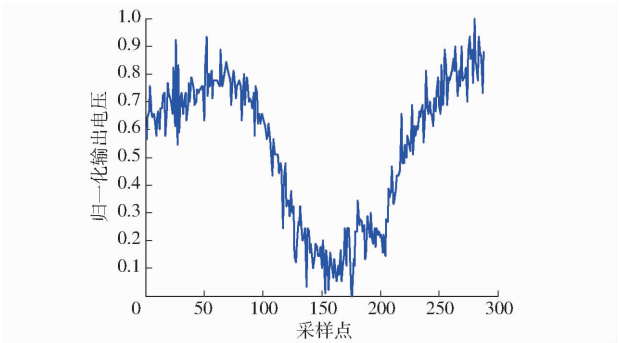


图 4 植物茎体水分原始信号

Fig. 4 Original signal of plant stem water content

2.1 基于 DFT 基的数据压缩与重构

将植物茎体水分原始信号在 DFT 基上进行分解,并将分解后系数模值从大到小排列,结果如图 5 所示。尽管植物茎体水分原始信号在 DFT 基上并不是严稀疏的,但是该信号在 DFT 基上绝大部分的分量都接近于 0。假定该信号的稀疏度  $K = 16$ ,即保留 16 个最大的变换系数,其他系数都归为 0,并作 DFT 逆变换,得到如图 6 所示的严稀疏化信号。由于保留的变换系数集中在低频,而高频的变换系数被置 0,因此在原始信号稀疏化的过程中,信号的主要特征没有丢失,细微特征可能丢失。但是高频区域的细微特征更容易受到噪声的影响,更容易出现失真的现象,因此也可以将原始信号稀疏化的过程看作是信号去噪。对比图 4 与图 6,也可以清晰地看出稀疏化信号比原始信号更加平稳光滑。

当稀疏度  $K = 16$  时,经实验验证需要精确重构稀疏化信号时观测信号维度(观测点个数)  $M \geq 61$ 。选用随机高斯矩阵观测稀疏化信号,得到的观测信号如图 7 所示。从图 7 可以清晰地看出,稀疏化信号的维度由 288 降至 61,达到了数据压缩的目的,压缩比为 4.72。为了验证可以由低维度的观测信号精确重构高维度的稀疏化信号,实验中采用 OMP 算法进行信号重构,重构后的稀疏化信号与 DFT 逆

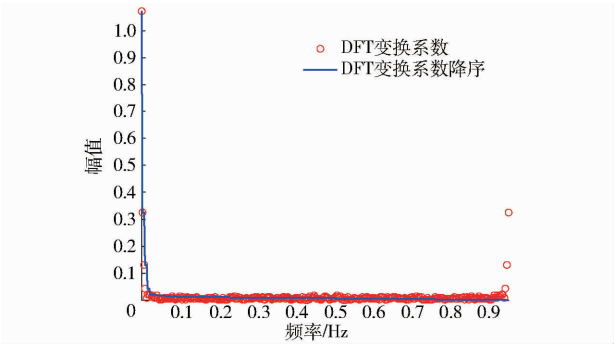


图 5 DFT 变换系数

Fig. 5 DFT transformed coefficient

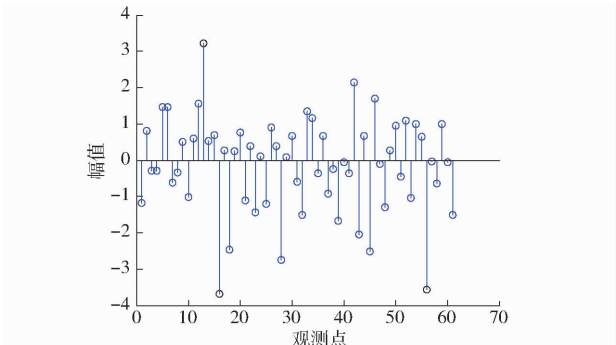


图 7 观测信号

Fig. 7 Observed signal

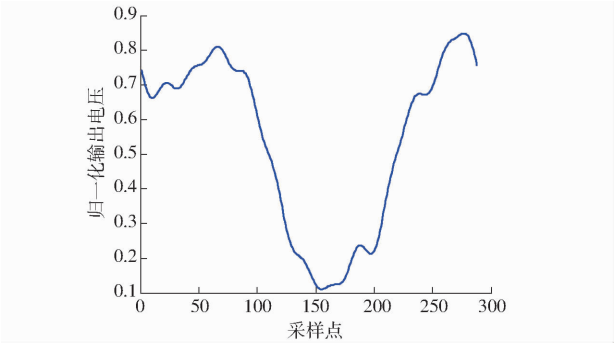


图 6 稀疏化信号

Fig. 6 Sparse signal

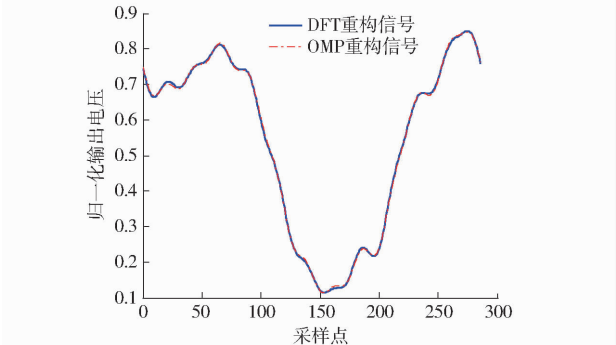


图 8 OMP 重构信号与稀疏化信号

Fig. 8 OMP reconstructed signal and sparse signal

变换的稀疏化信号完全一致,实验结果如图 8 所示。

实验中选取不同的稀疏度  $K$  时,原始信号稀疏化产生的误差,以及精确重构稀疏化信号观测信号所需要的最小维度也会随之变化,实验结果如图 9 和表 1 所示。从图 9 可以看出,当稀疏度  $K$  一定时,OMP 重构误差随着观测维度的增大而减小,直到观

测维度达到一定阈值,OMP 算法能够精确重构稀疏化信号,误差为 0。并且该阈值随着稀疏度  $K$  的增大而增大,原始信号稀疏化误差随着稀疏度  $K$  的增大而减小。从表 1 可定量地看出,随着稀疏度  $K$  的增大,原始信号稀疏化误差只是略微减小,但是数据压缩比却是显著减小。

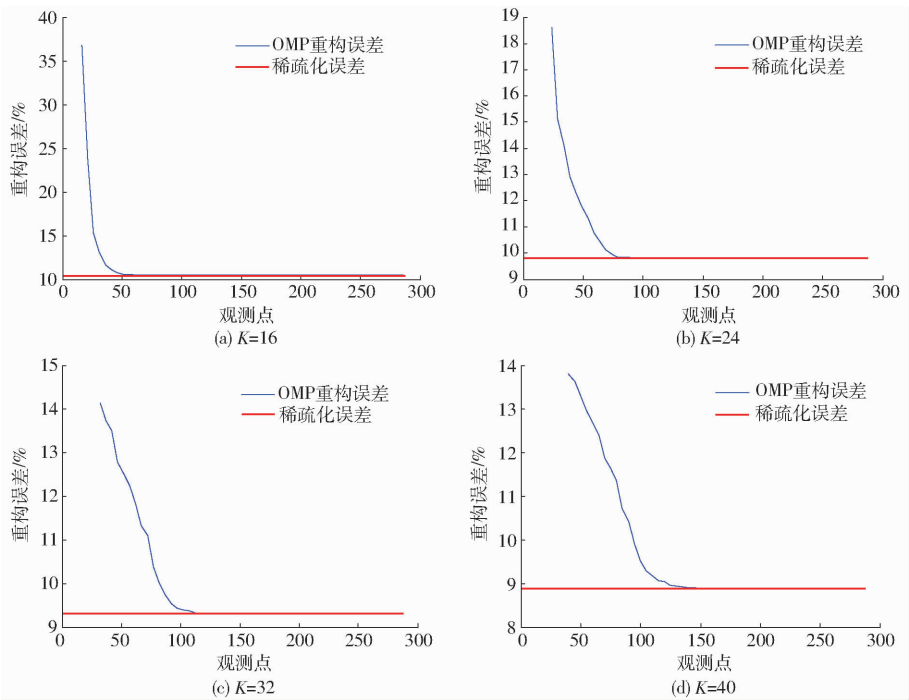


图 9 不同稀疏度下 OMP 重构误差与观测维度的关系

Fig. 9 Relationship between OMP reconstructed error and observed dimension under different sparsities

表 1 不同稀疏度下的稀疏化误差和压缩比

Tab.1 Sparse error and compression ratio under different sparsities

| 稀疏度 $K$ | 稀疏化误差/% | 最小观测维度 | 压缩比  |
|---------|---------|--------|------|
| 16      | 10.42   | 61     | 4.72 |
| 24      | 9.80    | 104    | 2.77 |
| 32      | 9.31    | 127    | 2.27 |
| 40      | 8.88    | 165    | 1.81 |

2.2 基于 DCT 基的数据压缩与重构

将植物茎体水分原始信号在 DCT 基上进行分解,并将分解后系数的模值从大到小排列,结果如图 10 所示。同样假定该信号的稀疏度  $K=16$ ,并作 DCT 逆变换,得到如图 11 所示的严稀疏化信号。对比图 6 与图 11,可以发现 DFT 基的稀疏化信号比 DCT 基的稀疏化信号更加光滑平稳,即 DFT 基对植物茎体水分原始信号具有更好的去噪效果。

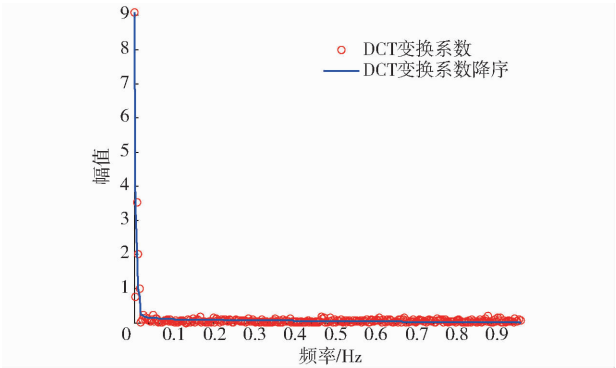


图 10 DCT 变换系数

Fig. 10 DCT transformed coefficient

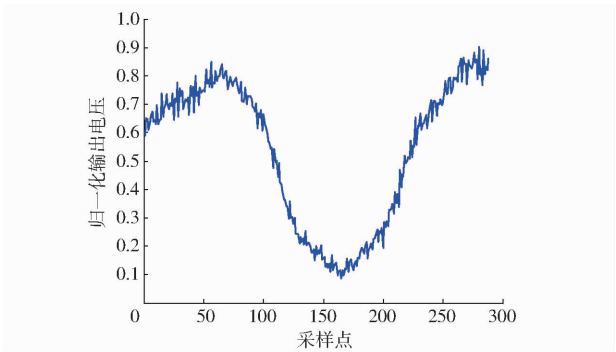


图 11 稀疏化信号

Fig. 11 Sparse signal

当稀疏度  $K=16$  时,经实验验证需要精确重构稀疏化信号时观测信号维度(观测点个数) $M \geq 111$ 。选用随机高斯矩阵观测稀疏化信号,得到的观测信号如图 12 所示。从图 12 可以清晰地看出,稀疏化信号的维度由 288 降至 111,压缩比为 2.59。对比图 7 与图 12,可以发现 DFT 基下观测信号维度比 DCT 基下观测信号维度低,即 DFT 基具有更高的数据压缩比。

为了验证可以由低维度的观测信号精确重构高

维度的稀疏化信号,实验中采用 OMP 算法进行信号重构,重构后的稀疏化信号与 DCT 逆变换的稀疏化信号完全一致,实验结果如图 13 所示。

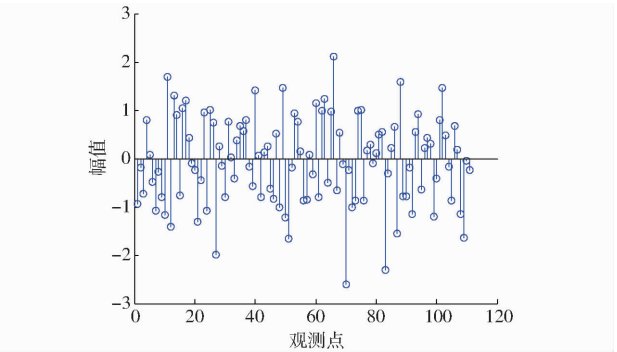


图 12 观测信号

Fig. 12 Observed signal

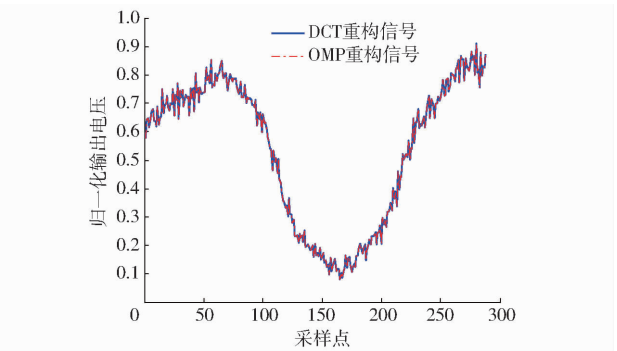


图 13 OMP 重构信号与稀疏化信号

Fig. 13 OMP reconstructed signal and sparse signal

实验中选取不同的稀疏度  $K$  时,原始信号稀疏化产生的误差,以及精确重构稀疏化信号观测信号所需要的最小维度也会随之变化,实验结果如图 14 和表 2 所示。对比图 9 与图 14 和表 1、2,可发现当稀疏度  $K$  一定时,DFT 基稀疏化误差比 DCT 基稀疏化误差略大,但是 DFT 基最小观测维度明显降低,DFT 基数据压缩比明显升高,即 DFT 基具有更好的数据压缩性能。并且随着稀疏度  $K$  的增大,2 种基下的最小观测维度都升高,数据压缩比都降低。

2.3 传感器阵列的压缩性能

依据以上对植物茎体水分信号的压缩过程,对整个传感器阵列采集到的数据进行压缩处理,实验结果如表 3 所示。从表 3 可看出,对整个传感器阵列的压缩规律与对植物茎体水分信号的压缩规律一致,即稀疏度  $K$  一定时,DCT 基具有更小的稀疏化误差,DFT 基具有更高的数据压缩比,并且随着稀疏度  $K$  的增大,两者的稀疏化误差和数据压缩比都在减小。故该系统对整个传感器阵列都具有良好的压缩性能。

3 系统功耗测试

由以上的数据压缩分析可知,尽管在相同稀疏

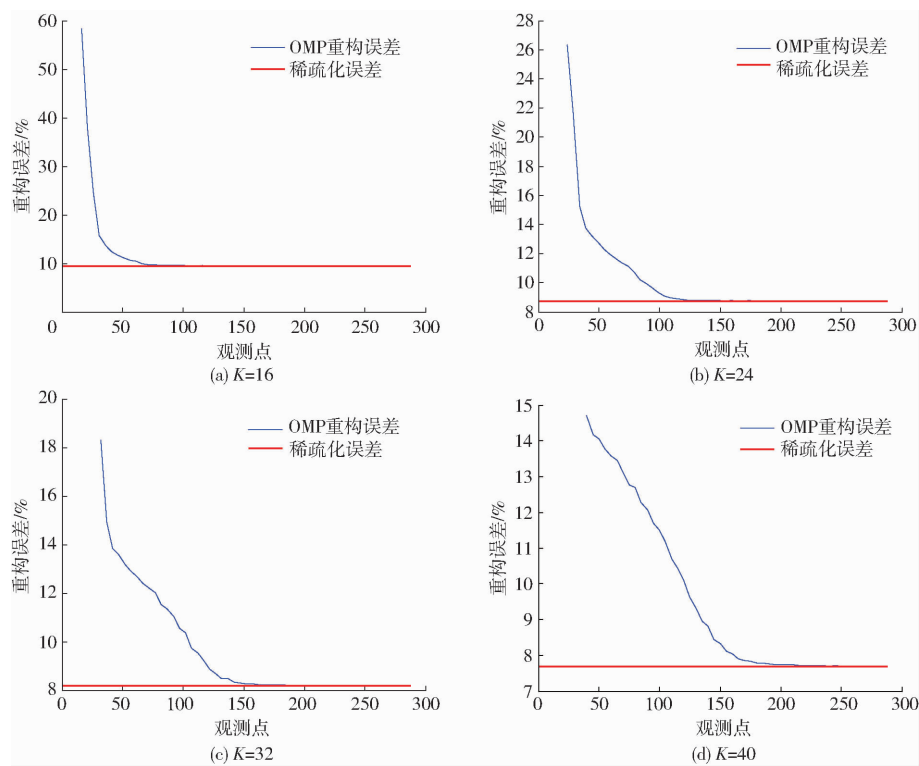


图 14 不同稀疏度下 OMP 重构误差与观测维度的关系

Fig. 14 Relationship between OMP reconstructed error and observed dimension under different sparsities

表 2 不同稀疏度下的稀疏化误差和压缩比  
Tab. 2 Sparse error and compression ratio under different sparsities

| 稀疏度 K | 稀疏化误差 / % | 最小观测维度 | 压缩比  |
|-------|-----------|--------|------|
| 16    | 9.47      | 111    | 2.59 |
| 24    | 8.76      | 144    | 2.00 |
| 32    | 8.19      | 192    | 1.50 |
| 40    | 7.69      | 240    | 1.20 |

度  $K$  下, DFT 基的稀疏化误差比 DCT 基的稀疏化误差高, 但是 DFT 基比 DCT 基具有更好的去噪特性、更低的观测维度和更高的数据压缩比, 所以本系统选择稀疏度  $K = 16$  时基于 DFT 的压缩感知算法, 此时由表 3 可以计算出系统对整个传感器阵列的数据压缩比约为 4.24, 以下的系统功耗测试也是基于此算法展开进行的。

常规植物微环境及生理参数监测节点正常运行时, GPRS 模块一直处于断电状态, 传感器阵列每间隔 5 min 自动采集一次数据, 并将数据存储在 SD 卡中, 一天采集存储 288 次数据, 总共 2 304 条数据, 然后给 GPRS 模块上电, 将采集到数据通过 GPRS 模块传输到远程服务器, 数据传输完毕后给 GPRS 模块断电。基于压缩感知的植物微环境及生理参数监测节点正常运行时, GPRS 模块一直处于断电状态, 传感器阵列每间隔 5 min 自动采集一次数据, 并将数据存储在 SD 卡中, 一天采集存储 288 次数据, 总共 2 304 条数据, 再将数据压缩为 543 条, 压缩比

约为 4.24, 然后给 GPRS 模块上电, 将压缩后的数据发送到远程服务器, 数据传输完毕后给 GPRS 模块断电。实验中将按图 1 设计的植物微环境及生理参数监测节点分别在这 2 种工作模式下运行 5 d, 常规监测节点平均每天的采集功耗、传输功耗、总功耗分别为 18.41、3.83、22.24 W·h, 基于压缩感知的监测节点平均每天的采集功耗、传输功耗、总功耗分别为 18.28、0.93、19.21 W·h。通过实验分析, 两者的传输功耗比约为 4.12, 与数据压缩比 4.24 相近, 并且基于压缩感知的监测节点能够节省 13.62% 的总功耗。

4 结论

- (1) 提出了一种基于压缩感知的植物微环境及生理参数采集方法, 分别对基于 DFT、DCT 的压缩感知算法进行了性能分析, 并且对常规监测节点和基于压缩感知的监测节点进行了功耗测试。
- (2) 当稀疏度  $K$  一定时, 由于 DCT 变换能量的高度集中性, DCT 基稀疏化误差比 DFT 基稀疏化误差略小, 但是由于植物茎体水分原始信号并不严格满足 DCT 变换要求的实偶函数条件, 导致 DFT 基稀疏化信号比 DCT 基稀疏化信号更加光滑平稳, 即 DFT 基对植物茎体水分原始信号具有更好的去噪效果。
- (3) 当稀疏度  $K$  一定时, 为了精确无误差地重

表 3 传感器阵列的压缩性能

Tab.3 Compression performance of sensor array

| 传感器               | 稀疏基 | 稀疏度 $K$ | 稀疏化<br>误差/% | 最小观测<br>维度 | 压缩比  | 传感器  | 稀疏基 | 稀疏度 $K$ | 稀疏化<br>误差/% | 最小观测<br>维度 | 压缩比  |
|-------------------|-----|---------|-------------|------------|------|------|-----|---------|-------------|------------|------|
| 土壤水分 1<br>(10 cm) | DFT | 16      | 0.56        | 71         | 4.06 | 空气温度 | DFT | 16      | 0.80        | 66         | 4.36 |
|                   |     | 24      | 0.50        | 79         | 3.65 |      |     | 24      | 0.67        | 74         | 3.89 |
|                   |     | 32      | 0.44        | 97         | 2.97 |      |     | 32      | 0.55        | 107        | 2.69 |
|                   |     | 40      | 0.40        | 150        | 1.92 |      |     | 40      | 0.48        | 125        | 2.30 |
|                   | DCT | 16      | 0.32        | 91         | 3.16 |      | DCT | 16      | 0.83        | 106        | 2.72 |
|                   |     | 24      | 0.29        | 109        | 2.64 |      |     | 24      | 0.64        | 119        | 2.42 |
|                   |     | 32      | 0.26        | 142        | 2.03 |      |     | 32      | 0.53        | 132        | 2.18 |
|                   |     | 40      | 0.23        | 190        | 1.52 |      |     | 40      | 0.45        | 185        | 1.56 |
| 土壤水分 2<br>(20 cm) | DFT | 16      | 1.59        | 66         | 4.36 | 降雨量  | DFT | 16      | 10.08       | 81         | 3.56 |
|                   |     | 24      | 1.31        | 79         | 3.65 |      |     | 24      | 8.35        | 94         | 3.06 |
|                   |     | 32      | 1.11        | 117        | 2.46 |      |     | 32      | 7.15        | 117        | 2.46 |
|                   |     | 40      | 1.02        | 120        | 2.40 |      |     | 40      | 6.40        | 130        | 2.22 |
|                   | DCT | 16      | 0.22        | 76         | 3.79 |      | DCT | 16      | 1.87        | 121        | 2.38 |
|                   |     | 24      | 0.20        | 89         | 3.24 |      |     | 24      | 1.06        | 124        | 2.32 |
|                   |     | 32      | 0.17        | 142        | 2.03 |      |     | 32      | 0.71        | 152        | 1.89 |
|                   |     | 40      | 0.15        | 175        | 1.65 |      |     | 40      | 0.51        | 160        | 1.80 |
| 土壤水分 3<br>(40 cm) | DFT | 16      | 1.48        | 66         | 4.36 | 茎体水分 | DFT | 16      | 10.42       | 61         | 4.72 |
|                   |     | 24      | 1.21        | 99         | 2.91 |      |     | 24      | 9.80        | 104        | 2.77 |
|                   |     | 32      | 1.06        | 117        | 2.46 |      |     | 32      | 9.31        | 127        | 2.27 |
|                   |     | 40      | 0.96        | 125        | 2.30 |      |     | 40      | 8.88        | 165        | 1.81 |
|                   | DCT | 16      | 0.17        | 76         | 3.79 |      | DCT | 16      | 9.47        | 111        | 2.59 |
|                   |     | 24      | 0.14        | 104        | 2.77 |      |     | 24      | 8.76        | 144        | 2.00 |
|                   |     | 32      | 0.12        | 122        | 2.36 |      |     | 32      | 8.19        | 192        | 1.50 |
|                   |     | 40      | 0.11        | 130        | 2.22 |      |     | 40      | 7.69        | 240        | 1.20 |
| 土壤温度              | DFT | 16      | 0.35        | 61         | 4.72 | 茎流   | DFT | 16      | 2.47        | 71         | 4.06 |
|                   |     | 24      | 0.30        | 79         | 3.65 |      |     | 24      | 1.41        | 94         | 3.06 |
|                   |     | 32      | 0.26        | 87         | 3.31 |      |     | 32      | 1.09        | 97         | 2.97 |
|                   |     | 40      | 0.24        | 110        | 2.62 |      |     | 40      | 0.91        | 130        | 2.22 |
|                   | DCT | 16      | 0.10        | 76         | 3.79 |      | DCT | 16      | 1.66        | 86         | 3.35 |
|                   |     | 24      | 0.09        | 124        | 2.32 |      |     | 24      | 0.76        | 109        | 2.64 |
|                   |     | 32      | 0.08        | 137        | 2.10 |      |     | 32      | 0.33        | 127        | 2.27 |
|                   |     | 40      | 0.07        | 170        | 1.69 |      |     | 40      | 0.15        | 140        | 2.06 |

构稀疏化信号,DFT 基要求的最小观测维度始终比 DCT 基要求的最小观测维度明显降低,相应 DFT 基的数据压缩比比 DCT 基的数据压缩比明显升高,即 DFT 基具有更好的数据压缩性能。

(4)无论是 DFT 基还是 DCT 基,为了精确无误差地重构稀疏化信号,随着稀疏度  $K$  的增大,两者的稀疏化误差都减小,要求的最小观测维度都升高,相应的数据压缩比都降低,即两者的压缩性能都下

降。故原始信号的稀疏化误差与压缩比是一对矛盾因子,在实际应用中应该根据实际情况选择合适稀疏度  $K$ 。

(5)基于压缩感知的植物微环境及生理参数采集方法数据压缩比达到 4.24,在节省数据存储空间和降低数据传输量的同时,更节省了 13.62% 的总功耗,间接增强了系统的续航能力。

参 考 文 献

1 朱会霞,王福林,索瑞霞. 物联网在中国现代农业中的应用[J]. 中国农学通报,2011,27(2):310 – 314.  
ZHU Huixia, WANG Fulin, SUO Ruixia. The application of the internet of things in China modern agriculture[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2011,27(2):310 – 314. (in Chinese)

2 NING W, ZHANG N, WANG M. Wireless sensors in agriculture and food industry—recent development and future perspective [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2006, 50(1):1 – 14.

3 SUNG W T, HSU C C. Intelligent environment monitoring system based on innovative integration technology via programmable

- system on chip platform and ZigBee network[J]. IET Communications, 2013, 7(16):1789–1801.
- 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 collection system based on GSM and ZigBee[J]. Automation & 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 ZHANG H, WANG H H. The design of automatic remote monitoring system for the temperature and humidity based on GPRS[C]//Applied Mechanics and Materials, 2014, 599–601:1102–1105.
- 7 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)
- 8 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)
- 9 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, 1:596–602.
- 10 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?file\\_no=20151143&flag=1](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.  
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)
- 11 赵燕东,黄欢,颜小飞,等. 基于铱星通信技术的地面森林管护系统研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(1):324–330. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20160144&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160144&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.044.  
ZHAO Yandong, HUANG Huan, YAN Xiaofei, et al. Design of forest management and protection system based on iridium communication technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(1):324–330. (in Chinese)
- 12 BARANIUK R G. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4):118–121.
- 13 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.
- 14 AHMED N, NATARAJAN T, RAO K R. Discrete cosine transform[J]. IEEE Transactions on Computers, 1974, 23(1):90–93.
- 15 MALLAT S. A wavelet tour of signal processing[M]. San Diego: Academic Press, 1996.
- 16 CANDÈS E, DEMANET L, DONOHO D, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 5(3):861–899.
- 17 孙玉宝,肖亮,韦志辉,等. 基于 Gabor 感知多成份字典的图像稀疏表示算法研究[J]. 自动化学报,2008,34(11):1379–1387.  
SUN Yubao, XIAO Liang, WEI Zhihui, et al. Sparse representations of images by a multi-component Gabor perception dictionary[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(11):1379–1387. (in Chinese)
- 18 AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A M. The K-SVD: an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representations[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11):4311–4322.
- 19 RAUHUT H, SCHNASS K, VANDERGHEYNST P. Compressed sensing and redundant dictionaries[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 54(5):2210–2219.
- 20 CANDÈS E, ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. Inverse Problems, 2007, 23(3):969–985.
- 21 CANDÈS E, TAO T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12):4203–4215.
- 22 MALLAT S G, ZHANG Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12):3397–3415.
- 23 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.
- 24 CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1):129–159.
- 25 赵燕东,高超,张新,等. 基于驻波率原理的植物茎体水分无损检测方法研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(1):310–316. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20160142&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160142&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.042.  
ZHAO Yandong, GAO Chao, ZHANG Xin, et al. Non-destructive measurement of plant stem water content based on standing wave ratio[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(1):310–316. (in Chinese)