

用于压缩感知的无线传感网测量矩阵设计方法

刘颜星¹, 党小超^{1,2}, 郝占军^{1,2*}, 董晓辉^{1,2}

(1. 西北师范大学 计算机科学与工程学院, 兰州 730070; 2. 甘肃省物联网工程研究中心, 兰州 730070)

(*通信作者电子邮箱 zhanjunhao@126.com)

摘要:为了解决无线传感器网络中数据采集过程中的冗余和传输能耗问题,深入分析信号的线性测量过程,提出一种用于压缩感知的测量矩阵设计方法。该方法结合对角矩阵和正交基线性表示原理,采用线性结构化的方法构造,过程简单、速度快、稀疏度高、没有冗余,适合硬件资源有限的传感器节点的实现。仿真结果表明,基于对角矩阵线性表示的测量方法与常见的高斯随机矩阵和部分哈达玛矩阵两种测量方法相比,该方法在相同信号重构精度前提下信号恢复成功率更高,传感节点可以通过压缩观测得到更少的测量数据,从而大大减少网络通信量,节约网络能耗,延长网络生存周期。

关键词:无线传感器网络;压缩感知;测量矩阵;线性表示;相关性

中图分类号: TP212.9; TP393 **文献标志码:** A

Design method of measurement matrix for compressive sensing in wireless sensor network

LIU Yanxing¹, DANG Xiaochao^{1,2}, HAO Zhanjun^{1,2*}, DONG Xiaohui^{1,2}

(1. College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou Gansu 730070, China;

2. Gansu Province Internet of Things Engineering Research Center, Lanzhou Gansu 730070, China)

Abstract: In order to solve the problem of redundancy and transmission energy consumption in the process of data acquisition in wireless sensor networks, a method of designing the measurement matrix of compressive sensing was proposed in this paper. The method is based on the linear representation theory of diagonal matrix orthogonal basis and the process of constructing the matrix is simple with high efficiency and low redundancy, which is very suitable for the nodes with limited hardware resources. The simulation results show the measurement method based on the linear representation theory of diagonal matrix gains higher signal recovery rate compared with Gauss random matrix and part Hadamard matrix under the same signal reconstruction accuracy. This method in the paper greatly reduces the traffic of networks, saves the network energy consumption and prolongs the network life cycle.

Key words: Wireless Sensor Network (WSN); compressive sensing; measurement matrix; linear representation; correlation

0 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)^[1]是一种无线通信的自组织分布式传感器网络,凭借其灵活、容错、部署便捷等优势,被广泛地应用在环境监测、战场侦测和监控、情报收集等领域^[2]。由于节点硬件资源限制,能耗、计算能力受限,如何在保证获取有用信息的前提下延长传感器节点的生存周期是目前国内外学者研究的热点^[3]。然而,传感器节点在其生存周期内数据通信消耗的能量约占总能量消耗的90%^[4],可见,通过减少数据通信量,减轻通信压力,可以很大程度上延长无线传感器网络的生存周期。

压缩感知是Candes等^[5]于2006年针对传统采集方法的不足而提出新理论,它采用信号线性投影的方法使得在信息不失真的情况下,只要信号在空间变换上能够稀疏或近似稀疏表示,就可以实现信号的采集和数据的低比特率压缩,试图

从原理上降低测量信号的成本,从尽可能少的数据中获取更多的信息,提高采集效率。

本文首先研究了压缩感知理论,深入分析了信号线性测量的过程,提出了适合在硬件资源有限的传感器节点中的测量矩阵设计方法,在成员节点对信号进行压缩采样,得到较少的采样数据,进一步减少网络通信数据量,延长无线传感器网络的生存周期。

1 压缩感知

1.1 压缩感知基本理论

压缩感知的核心是把稀疏的高维度信号通过投影的方法变换为低维度信号,再将得到的低维空间数据借助线性重构算法恢复出原始信号。总体来说,压缩感知过程包含3个主要问题:信号的稀疏表达、测量矩阵的设计和信号恢复。

假设信号为 $x \in \mathbf{R}^N$ 的一组列向量,能够用正交基 $\Psi =$

收稿日期: 2015-07-02; **修回日期:** 2015-07-22。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61363059, 61363058); 西北师范大学青年教师科研能力提升计划项目(NWNU-LKQN-13-24, NWNU-LKQN-14-6)。

作者简介: 刘颜星(1981-),男,甘肃庆阳人,硕士研究生,主要研究方向:无线传感器网络; 党小超(1963-),男,陕西韩城人,教授,CCF会员,主要研究方向:计算机网络; 郝占军(1979-),男,河北邢台人,讲师,硕士,CCF会员,主要研究方向:计算机网络、无线传感器网络; 董晓辉(1982-),男,甘肃庄浪人,工程师,硕士,主要研究方向:语义网。

$[\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ 线性组合表示为:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \psi_i s_i = \Psi \mathbf{S} \quad (1)$$

其中: Ψ 为 $N \times N$ 维标准正交基; \mathbf{S} 为信号 \mathbf{x} 在该正交基上展开的系数向量, 如果稀疏矩阵存在 K 个非零系数, 而且 K 远小于信号长度 N , 那么称信号 \mathbf{x} 是 K 阶稀疏的。文献[6]通过理论分析得出, 信号的稀疏性与 K 成反比关系, K 越小信号重构所需的测量次数越少, 应用压缩感知的价值和效率越高。

假设原始信号是 K 阶稀疏的, 那么利用与正交基 Ψ 不相关的测量矩阵 Φ , 通过线性变换能够将信号 \mathbf{x} 在稀疏空间上表示为:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{S} = \Theta \mathbf{S} \quad (2)$$

其中: Θ 为感知矩阵, $\Theta = \Phi \Psi$ (Φ 是测量矩阵, Ψ 是稀疏基矩阵); \mathbf{y} 是压缩后的测量值, 它是一个数据量远小于原始信号的 M 维列向量。

信号恢复是压缩感知的另一个关键问题, 是指如何从压缩后的测量值 \mathbf{y} 中重构出稀疏度为 K 的原信号 \mathbf{x} , 即在满足约束等距条件 (Restricted Isometry Property, RIP) 下通过式(3)计算最优解。

$$\min \|\mathbf{S}\|_{l_1} \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{S} = \Theta \mathbf{S}$$

1.2 压缩感知测量矩阵

测量矩阵的设计是压缩感知的关键因素, 是原始信号采集过程中研究的重心, 也是原始信号能否高概率重构的前提。文献[6]指出测量矩阵的设计必须满足与稀疏基矩阵的非相关性, 即满足式(4)的约束等距条件 (RIP), 才能更好地恢复原始信号。

$$(1 - \varepsilon_k) \|\mathbf{S}\|_2 \leq \|\Phi \mathbf{S}\|_2 \leq (1 + \varepsilon_k) \|\mathbf{S}\|_2 \quad (4)$$

其中: ε_k 称为 K 阶 RIP 常数, \mathbf{S} 为稀疏的信号表示。

目前围绕 RIP 研究的主要方向为随机性、确定性和部分随机 3 种矩阵测量方法。随机测量矩阵方法主要有利用高斯随机均匀分布的方法生成高斯随机测量矩阵^[7]和通过贝努利随机序列数构造测量矩阵^[8]等, 该类方法均采用随机特性生成测量矩阵, 用较少的测量值得到更精准的重构结果, 但由于自身的随机性和不确定性给矩阵存储和信号实现带来阻碍; 确定性测量矩阵主要代表有多项式测量矩阵^[9]等, 相比随机测量矩阵, 确定性测量矩阵可以节省存储空间, 计算速度快、易实现, 但需要较多的测量值才能精确重构; 部分随机测量矩阵是利用矩阵的向量关系随机抽取部分行向量构造而成, 如部分哈达玛矩阵^[9]、托普利兹矩阵^[10]等, 同时具有随机性和确定性两优点, 但构造过程中存在维数的影响, 有舍弃现象。因此, 常见的测量方法在复杂多变的无线传感器网络中应用存在一定的局限性。

本文针对测量矩阵的设计要素提出基于对角矩阵线性表示的测量方法是在常见方法基础上进行的优化改进。该方法有着构造过程简单、速度快、稀疏度高、没有冗余等特点, 在相同信号重构精度前提下信号恢复的误差率更低, 能更好地实现数据的采集与压缩, 节省存储空间, 大大减少网络通信数据量, 节省能耗。

2 WSN 中的压缩感知

在分簇式无线传感网络中引用压缩传感, 其性能的优越

性是明显的, 原因在于应用压缩感知方式采集的数据在成员节点进行首次压缩后, 节点数据到达 Sink 节点过程中由各自的簇首节点进行多次压缩将大大降低通信能耗, 因此, 选择最优化测量矩阵是提升数据采集性能的关键。

2.1 基于正交基线性表示方法

基于对角矩阵线性表示的测量方法是结合压缩感知稀疏矩阵通过对角矩阵构造一个新的线性结构。为了保证得到的测量矩阵列向量的最大非相关性, 正交基的线性系数设计成为生成剩余向量至关重要的条件。由于 M 维空间里最大的线性无关组是 M 个, 所以由正交基线性表示得知 $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 必然与前面的 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ 有一定的相关性, 而为了保证这种相关性最小或向量组之间存在最大的近似非相关性, 根据向量线性表示的性质, 只要正交基的线性系数全为非零实数即可, 因为 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ 之间的线性无关问题转化为构造线性表示系数问题。

以 ϕ_{M+1} 为例, 若已知 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ 为标准正交基, 则列向量 ϕ_{M+1} 可线性表示为:

$$\phi_{M+1} = k_{M+1,1} \phi_1 + k_{M+1,2} \phi_2 + \dots + k_{M+1,M} \phi_M \quad (5)$$

由式(5)可知, 若 $k_{M+1,1}, k_{M+1,2}, \dots, k_{M+1,M}$ 全为非零实数, 那么正交基 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ 中任意 $M-1$ 列向量都与 ϕ_{M+1} 非线性无关。

本文使用已有的高斯随机数作为正交基系数, 在任意压缩比情况下, 依据测量数 M 动态生成的系数矩阵, 具有较好的多样性, 能产生多组非线性相关的系数序列。生成的测量矩阵稀疏度高, 非零元素个数少, 算法简单, 有利于在硬件资源有限的传感器节点中实现。

2.2 测量矩阵的构造方法

测量矩阵与稀疏矩阵基的相关性是原始信号能否高概率准确重构的重要因素^[11], 是否能简化数据压缩采集过程的关键特性, 也是为了减少测量值数目的最有效手段, 所以, 测量矩阵的设计方法在满足约束等距性的同时也要满足最大非相关性。

假设 Φ 为测量矩阵, Ψ 为稀疏矩阵, 相关系数为衡量 Φ 和 Ψ 之间的相关性, 系数越小不相关性越强。令 $\mathbf{D} = \Phi \Psi$, $\bar{\mathbf{D}}$ 表示对 \mathbf{D} 所有列向量进行列归一化处理之后的矩阵, 则相关系数 μ 可定义为 $\bar{\mathbf{D}}$ 中任意两个向量间内积的最大值^[12], 即式(6)所示:

$$\mu(\mathbf{D}) = \max_{i \neq j} \left\{ \frac{\mathbf{d}_i^T \mathbf{d}_j}{\|\mathbf{d}_i\| \cdot \|\mathbf{d}_j\|} \right\} = \max_{i \neq j} \{ |\bar{\mathbf{d}}_i^T \bar{\mathbf{d}}_j| \} \quad (6)$$

其中: \mathbf{d}_i 和 $\bar{\mathbf{d}}_i$ ($i \in [1, n]$) 分别表示矩阵 \mathbf{D} 和 $\bar{\mathbf{D}}$ 对应的列向量。

设 $\mathbf{G} = \bar{\mathbf{D}}^T \bar{\mathbf{D}}$, 则 \mathbf{G} 是 $\bar{\mathbf{D}}$ 的列向量的格拉姆 (Gram) 矩阵。相关系数也可定义为 Gram 中非对角线元素的最大值^[14], 即式(7)所示:

$$\mu_{\max} = \max_{i \neq j} |g_{ij}| \quad (7)$$

其中 g_{ij} 是 Gram 中的元素。文献[13]证明了相关系数与测量值和系数度之间的关系必须符合式(8):

$$M > C \cdot \mu^2(\mathbf{D}) \cdot K \cdot \lg N \quad (8)$$

其中: C 是常数, K 是信号系数度, N 是信号长度, 很明显相关

系数越小,需要的测量值数目就越少。这表明只要 μ 足够小,稀疏信号在较大的系数度范围就可以重建原始信号所需的必要信息。

为了降低重建误差和压缩比、减小相关系数 μ ,本文采用文献[14]提出的基于梯度迭代实现对测量矩阵的优化,该方法将生成的对称矩阵进行特征值分解并正交化,通过梯度函数计算出信号的最小均方误差,以贪婪迭代法得到与稀疏矩阵基相关性更小的测量矩阵。

测量矩阵的具体构造过程如下:

步骤 1 首先利用式(4)的先验条件确定信号的系数度 K ,再根据式(8)确定测量个数 M ,然后使用随机数的方法生成一个全不为零元素的列向量 $\mathbf{Z} = (z_i) \in \mathbf{R}^{M \times 1}, z_i \in \pm 1$ 。

步骤 2 利用步骤 1 生成的行向量 \mathbf{Z} 构成 $M \times M$ 维对角阵 $\mathbf{V} = \text{diag}(\mathbf{Z})$,其结构如式(9)所示:

$$\Phi_0 = \mathbf{V}_{M \times M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

根据矩阵的性质,使用该矩阵的优点在于:1) 矩阵 \mathbf{V} 为特殊单位正交矩阵,它的行或者列向量均为线性无关向量组;2) 依据欧氏空间正交基定理:对于 M 维欧氏空间 \mathbf{V} , M 个向量的正交向量组即为 \mathbf{V} 的标准正交基;3) 矩阵 \mathbf{V} 仅存在 M 个非零元素。因此,矩阵 \mathbf{V} 也是最佳稀疏矩阵。

步骤 3 采用高斯随机均匀分布在 $[-1, 1]$ 区间上的随机数生成 $M \times (N - M)$ 维线性表示系数矩阵 \mathbf{A} ,表示正交基系数,结合正交基线性表示方法和步骤 2 得到的正交矩阵 Φ_0 线性表示测量矩阵的剩余 $N - M$ 个列向量,然后将 Φ_0 和线性表示出的 $N - M$ 列向量拼合构成矩阵 Φ ,其结构如式(10)所示:

$$\Phi_{M \times N} = \left[\begin{array}{cccc|cccc} 1 & 0 & \cdots & 0 & 1 & -1 & \cdots & 1 \\ 0 & -1 & \cdots & 0 & -1 & 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \end{array} \right] \quad (10)$$

其中: $\Phi_{M \times N}$ 为得到的测量矩阵, M 为压缩感知测量个数, N 为原始采样数据长度。

步骤 4 为了保证测量矩阵符合正交匹配及信号的重建效果更好,本文对测量矩阵中所有列向量进行列归一化处理及相关性优化,即为最终目标测量矩阵。

从构造过程中可以看出,该测量矩阵的构造方法回避了信号长度对构造矩阵维数的限制;同时,采用高斯随机均匀分布的随机数构成线性表示的系数矩阵几乎和任意稀疏矩阵都不相关,确保了测量矩阵列向量之间的最大非相关性。

2.3 测量矩阵的理论分析

为了验证本文构造方法的性能,通过对矩阵的构造速度、运算复杂度、稀疏度、所需测量数目及与稀疏矩阵的相关性等 5 个方面进行考察,结合常见的高斯随机矩阵和部分哈达玛矩阵两种测量方法进行理论对比分析,其中,信号长度取 $N = 300$,矩阵的构造速度用矩阵构造时间 T 衡量,运算复杂度用最坏时间复杂度和空间复杂的比值进行估算,稀疏度用矩阵的稀疏因子 $f = \text{num}/(m \times n)$ (num 为矩阵非零个数)计

算,相关系数和测量数目由 2.2 节式(7)和式(8)来确定,实验对比结果如表 1 所示。

表 1 三类构造矩阵的相关参数

矩阵	构造速度/s	运算复杂度	矩阵稀疏度	相关系数	最小观测数
高斯随机矩阵	0.092 6	0.153	0.38	0.122	65
部分哈达玛矩阵	0.075 4	0.136	0.25	0.168	48
本文测量矩阵	0.075 1	0.128	0.21	0.124	42

由表 1 可见,3 类矩阵比较分析结果分别为:1) 高斯随机矩阵测量方法与绝大多数稀疏变换矩阵不相干,保证了列向量之间的线性独立性,但列向量应有的独立随机性却难以体现,很明显矩阵也不够稀疏,重建信号需要较多的测量值,运算复杂度比较高;2) 部分哈达玛矩阵构造过程虽然构造过程快,但是由于随机抽取 M 行,相关系数明显变大,即非相关性变小;3) 本文测量矩阵方法除了构造速度和哈达玛矩阵相近外,其他参数都各有提升。

由于测量矩阵相关系数是衡量非相关性的关键特性,因此下面结合表 1 的分析算法,通过改变观测数量值 M 调整压缩比再次对比 3 个观测矩阵与傅里叶基的相关性,对比结果如图 1 所示。

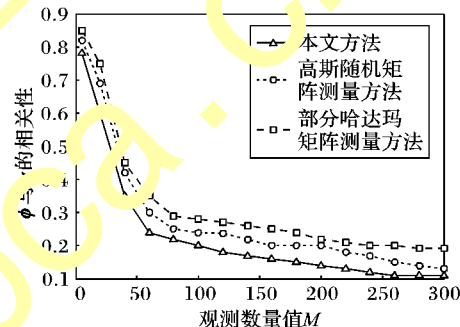


图 1 测量矩阵相关性对比分析

通过实验对比可知,在相同观测值 M 下,本文方法和高斯随机矩阵测量方法的相关性均低于部分哈达玛矩阵测量方法,其中基于对角矩阵线性表示的测量方法经过优化后相关性更小,并且随着采集信号观测次数的增加,非相关性增强,说明新方法能够满足测量矩阵的约束条件。另外,测量矩阵的构造过程没有冗余,没有舍弃矩阵行的现象,不会造成存储资源的浪费,因而大大提高了测量矩阵的构造速度,满足实际采样中对测量矩阵的构造速度的要求。

3 仿真实验及分析

本文使用 Matlab 工具对实验进行仿真,为了进一步验证本文构造测量矩阵的性能,在第 2 章的基础上分别采用 3 种方法构造测量矩阵对信号进行模拟采样,最后采用正交匹配追踪重建算法(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[15]对压缩后的信号进行重建。实验设计 3 种环境进行仿真,通过改变实验参数对比其信号重建误差,信号的重建误差与重建成功率成反比关系,误差越小重建的成功率越高。

选取信号长度 N 为 256 稀疏度为 $K = 10$ 的谐波信号作为测试对象,不考虑信号采集过程中噪声问题,分别在不同压缩采样比 $\text{CRS} = M/N$ 下对比 3 种测量方法信号重建误差,如图 2 所示。

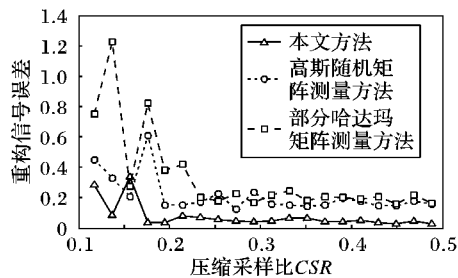


图2 重构信号误差对比分析(不考虑噪声)

可以看出,在相同压缩采样比 CSR 下,3种测量方法的信号重建在 $[0,0.2]$ 区间误差均比较大;在 $(0.2,0.5]$ 区间上基于对角矩阵线性表示的测量方法对信号的重建误差明显低于其他两种测量方法,而且重构信号的误差比较稳定,误差越小,信号重建成功率越高,重建效果更趋近原始信号。造成部分哈达玛矩阵测量方法误差比较大的主要原因是由于随机测量矩阵的随机性对信号的采集有所舍弃。

根据上一实验的结论,设定压缩采样压缩比 $CSR = 0.3$,即采集信号长度为256,测量次数近似为80的模拟环境,通过实验给出采集信号稀疏度 K 不同时,3种测量方法信号重构误差对比,如图3所示。

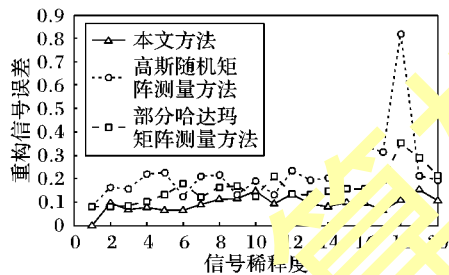


图3 稀疏度不同的信号重构误差对比分析

实验表明,信号基的稀疏度越大,信号重建误差越大,恢复成功率越低。因此,WSN环境中数据采集对信号的稀疏度、信号的长度和测量次数的设定和信号的重构成功率关系最为密切。在稀疏度不同的信号重构误差对比分析结果中,不难看出本文方法信号的重构成功率优于其他两种测量方法。

在实际应用环境中,影响信号的噪声不可避免,因此在实验中对测量数据增加正态分布 $\mu = 0.5, \sigma = 10^{-4}$ 的噪声,再次验证本文提出测量方法的鲁棒性,如图4所示。

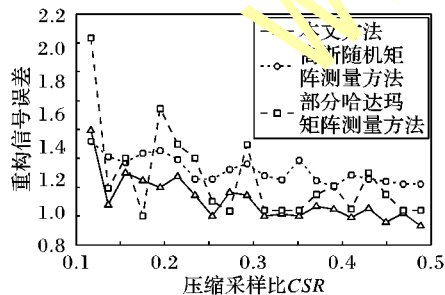


图4 噪声下信号重构误差对比分析

实验结果显示,信噪对部分哈达玛测量方法影响最大,重建信号失败次数明显高于其他两种,而本文方法和高斯随机测量方法对信噪有一定的抗性,信号重建误差比较平稳,其中基于对角矩阵线性表示的测量方法的重建成功率要高于高斯随机测量方法。

可见,基于对角矩阵线性表示的测量方法对信号的压缩采集不论有无噪声影响,其恢复成功率均比其他两种常用测量方法有着明显的提升,充分证明了新的测量矩阵与信号稀疏基的非相关性,使得无线传感网络在资源有限的环境下更好实现。

4 结语

压缩感知中测量矩阵的设计是原始信号能否高概率重构的关键,本文结合压缩感知理论提出的基于对角矩阵线性表示的测量方法能够减少测量值、降低压缩采样比,对信号重构的性能有明显提升,其稀疏的结构特点适合特定环境进行均匀低速采样,采取发送压缩测量值的策略大幅减少网络通信数据量,节约网络能耗,而对数据的传输过程未考虑数据安全隐秘问题。因此,如何在WSN应用中实现基于压缩感知的安全传输模型将是未来研究的重要方向。

参考文献:

- [1] VECCHIO J, LOPEZ-VALCARCE R, MARCELLONI F. A two-objective evolutionary approach based on topological constraints for network localization in wireless sensor networks [J]. *Applied Soft Computing*, 2012, 12(7): 1891–1902.
- [2] LYU F, ZHANG J, LIU L, et al. A robust multiple-target location in WSN [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2012, 25(8): 1121–1125. (吕方旭, 张金成, 刘立阳, 等. 基于WSN的多声源目标定位新方法 [J]. 传感技术学报, 2012, 25(8): 1121–1125.)
- [3] JIN C, LYU F, WANG Y, et al. Compressive sensing based on clustering network in WSNs [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(1): 169–177. (金成, 吕方旭, 王钰, 等. WSNs中的分布式压缩感知 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 169–177.)
- [4] TIAN F, AKYILDIZ I F, VURAN M C. *Wireless sensor networks* [M]. Hoboken: John Wiley and Sons, 2010: 46–49.
- [5] CANDES E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *Information Theory*, 2006, 52(2): 489–509.
- [6] CANDES E, TAO T. Near optimal signal recovery from random projections and universal encoding strategies [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12): 5406–5425.
- [7] DONOHO D, TSAIG Y. Extensions of compressed sensing [J]. *Signal Processing*, 2006, 86(3): 533–548.
- [8] CANDES E. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing [J]. *Comptes Rendus Mathématique*, 2008, 346(9/10): 589–592.
- [9] DEVORE V. Deterministic constructions of compressed sensing matrices [J]. *Journal of Complexity*, 2007, 23(4/5/6): 918–925.
- [10] RAUHUT H. Circulant and Toeplitz matrices in compressed sensing [C/OL]. [2015-06-01]. <http://arxiv.org/pdf/0902.4394.pdf>.
- [11] ZHOU J, ZHANG M. Correlation adaptive compressed sensing of wireless sensor network data [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(2): 374–389. (周剑, 张明新. 无线传感器网络数据的相关性自适应压缩感知 [J]. 计算机应用, 2013, 33(2): 374–389.)

都存储在云存储层。云存储层运行在局域网内部,并且只有云服务层和云管理层能对其中的虚拟机镜像进行操作,而且由于用户看到的桌面只是通过网络传递的最终桌面图像,所有的数据和计算都发生在桌面云平台中,因此机密数据和信息不需要通过外部网络传递,这在很大程度上保证了桌面信息的安全性。

4.2.2 虚拟机瞬时启动

随着企业信息化的深入,越来越多的业务都在个人计算机上进行,但是基于 OpenStack 搭建的私有桌面云,开启虚拟机时间较长,无法提供良好的用户体验。

ISVM 私有桌面云架构使用模板镜像策略和网络连接存储策略作为云存储层解决方案。使用与图 2 相同的硬件环境搭建 ISVM 桌面云平台并测得不同类型操作系统的虚拟机镜像的启动时间,如图 7 所示。

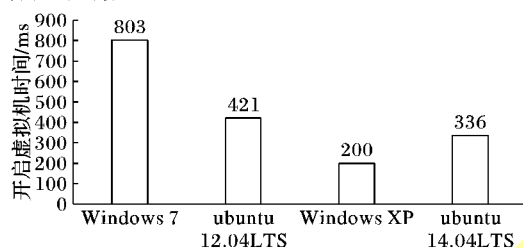


图7 ISVM 私有桌面云平台虚拟机开启时间

可以看出,ISVM 私有桌面云架构开启虚拟机的时间是毫秒数量级,可以说其具有瞬时开启虚拟机的优点,因此可以用来代替传统的个人计算机模式。

4.2.3 远程办公

桌面虚拟化让使用者能够随时通过互联网访问私有桌面,近年来广受关注^[11]。

ISVM 私有桌面云架构作为一个以虚拟化技术为基础的私有桌面云解决方案,适合于企业远程办公的需求。使用 ISVM 私有桌面云架构,能够允许使用者在任何地点访问私有桌面。ISVM 私有桌面云架构的云管理层提供了管理桌面云平台的编程接口,企业可以使用这些接口开发适合业务需求的软件系统。

以上分析了 ISVM 私有桌面云架构在桌面信息安全、集中管理、远程办公等 3 种典型应用场景中的优势。除此之外,ISVM 私有桌面云架构在集中计算、移动办公等应用场景中也非常适用。

5 结语

本文提出了使用模板镜像策略和网络连接存储策略作为云存储层解决方案的 ISVM 私有桌面云架构;介绍了 ISVM 私有桌面云架构的 3 个层次:云管理层、云服务层、云存储层,以

及各个层次包含的功能模块;重点讲解了云存储层使用的模板镜像策略和网络连接存储策略;并针对 ISVM 私有桌面云架构的实现和应用场景作出分析。ISVM 私有桌面云架构解决了虚拟机开启时间长导致用户等待的问题。通过施加应用和测试,ISVM 私有桌面云架构适合于桌面信息集中管理、远程办公、集中计算、移动办公、虚拟实验室等需要瞬时开启虚拟机的私有桌面云应用场景。

参考文献:

- [1] SEFRAOUI O, AISSAOUI M, ELEULDI M. OpenStack: toward an open-source solution for cloud computing[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2012, 55(3): 38–42.
- [2] LIN L, SHI W. Survey of open source software for building cloud computing platforms[J]. *Computer Science*, 2012, 39(11): 1–7. (林利,石文.构建云计算平台的开源软件综述[J].计算机学报,2012,39(11):1–7.)
- [3] KUMAR R, GUPTA A, CHARU S, et al. Open source solution for cloud computing platform using OpenStack[J]. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 2014, 3(5): 89–98.
- [4] ZHOU S, LIU L, LING X, et al. Architecture and scheduling scheme design of TsinghuaCloud based on OpenStack[J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(12): 3335–3338. (赵少卡,李立耀,周晓,等.基于 OpenStack 的清华云平台构建与调度方案设计[J].计算机应用,2013,33(12):3335–3338.)
- [5] LI X, LI L, JIN L, et al. Construction of private cloud computing platform based on OpenStack[J]. *Telecommunications Science*, 2012, 28(9): 1–8. (李小宁,李磊,金连文,等.基于 OpenStack 构建私有云计算平台[J].电信科学,2012,28(9):1–8.)
- [6] GIRISH L S, GURUPRASAD H S. Building private cloud using OpenStack[J]. *International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science*, 2014, 3(3): 142–145.
- [7] ZHANG J, ZHANG J, DING H, et al. Designing and applying an education IaaS system based on OpenStack[J]. *Applied Mathematics and Information Sciences*, 2013, 7(1): 155–160.
- [8] Moose File System [EB/OL]. [2015-01-22]. http://en.wikipedia.org/wiki/Moose_File_System.
- [9] MENASCÉ D A. Virtualization: Concepts, applications, and performance modeling[C]// *Proceedings of the 31th International Computer Measurement Group Conference*. Piscataway: IEEE, 2005: 407–414.
- [10] FENG D, ZHANG M, ZHANG Y, et al. Study on cloud computing security[J]. *Journal of Software*, 2011, 22(1): 71–83. (冯登国,张敏,张妍,等.云计算安全研究[J].软件学报,2011,22(1):71–83.)
- [11] YAN L. Development and application of desktop virtualization technology[C]// *Proceedings of the 2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks*. Piscataway: IEEE, 2011: 326–329.

(上接第 3046 页)

- [12] DONOHO D L, ELAD M. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via l_1 minimization[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2003, 100(5): 2197–2202.
- [13] CANDÈS E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21–30.
- [14] WANG H, YAN J, NIU T, et al. Optimization method of

- measurement matrix used of mutual coherence matrix in the compressed sensing[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2013, 35(11): 116–119. (王红梅,严军,牛涛,等.一种利用相关性优化压缩感知测量矩阵的方法[J].电子测量技术,2013,35(11):116–119.)
- [15] CAI T, WANG L. Orthogonal matching pursuit for sparse signal recovery with noise[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(7): 4680–4688.