

物联网中多现象观测的压缩感知通信一体化方法

韩成成, 陈力, 王卫东

(中国科学技术大学, 安徽 合肥 230022)

摘要: 观测多现象的大规模物联网采用正交多址接入 (OMA, orthogonal multiple access) 机制传输分布式节点的观测数据, 会造成极大的传输时延, 导致数据失去时效性。针对这一问题, 研究了基于压缩感知 (CS, compressed sensing) 通信一体化的数据传输方法, 该方法将物联网中分布式节点按照观测现象分为多节点簇, 不同节点簇在不同分配时隙内传输观测数据。具体来说, 在分配的数据传输时隙内, 各簇节点利用随机信道作为 CS 观测矩阵, 以相干传输方式将观测数据传至融合中心 (FC, fusion center) 形成 CS 观测值, 然后 FC 利用 CS 算法从 CS 观测值中恢复观测数据。通过推导可达速率, 发现可达性能与节点簇时隙分配密切相关。为实现最优性能, 分别在最大总速率和保证观测公平性两个目标下, 研究了物联网中节点簇时隙分配问题。最后, 通过数值仿真进行性能验证和分析, 仿真结果表明, 与现有 OMA 数据传输机制相比, 压缩感知通信一体化方法明显提高了物联网的观测数据速率。

关键词: 大规模物联网; 多现象观测; 压缩感知通信一体化

中图分类号: TN92

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00214

CS-communication integration method in IoT monitoring multiple phenomena

HAN Chengcheng, CHEN Li, WANG Weidong

University of Science and Technology of China, Hefei 230022, China

Abstract: The large-scale Internet of things with multi observation phenomenon uses orthogonal multiple access (OMA) mechanism to transmit the observation data of distributed nodes, which will cause great transmission delay and lead to the loss of timeliness of data. To cope with the heavy latency of observations due to OMA, an efficient scheme integrating compressed sensing (CS) technique with communication was proposed for large-scale Internet of things to monitor multiple phenomena. In this proposed scheme, the nodes monitoring different phenomena were assigned to different time durations for transmission. During the assigned time duration, all nodes concurrently transmitted observations to the fusion center (FC) for CS measurement, and the FC recovered observation by CS algorithms. To evaluate the performance of the proposed scheme, the achievable rate of the observed phenomena was derived, which was closely related to the time allocation of clusters. To further improve the performance, the optimization problems of time allocation were studied under the two objectives of maximizing the total rate and ensuring the fairness of observation. Finally, the performance was verified and analyzed by numerical simulation. The simulation results show that the achievable rate of observations for different phenomena is improved the proposed scheme significantly compared with OMA schemes.

Key words: large-scale Internet of things, multiple phenomena monitoring, CS-communication integration

1 引言

在新兴无线通信技术的推动下, 物联网应用得到了快速发展, 为人类社会生产活动提供了物质和技术支持^[1-3]。典型物联网的网络边缘部署了大量分布式节点, 物联网依靠这些节点监测人们生活和工作中需要关注的物理现象, 其中分布式节点需要对现象进行数据采集并将观测数据传送至 FC, FC 利用收集的观测数据进行数据分析和判断, 为用户提供高质量服务^[4]。未来物联网的分布式节点部署规模预计将达百万级^[5], 如此规模庞大的节点将产生海量的观测数据, 如何满足其数据传输需求是物联网即将面临的巨大挑战^[6]。一般而言, 基于 OMA 数据传输机制的通信网络能够负载的数据传输量与其所获取的通信资源(时间、频带、射频链路)成正比。在大规模物联网中, 频谱资源有限且 FC 射频链路数远少于分布式节点数, 若采用 OMA 机制传输海量的分布式节点观测数据, 必将造成极大的数据传输时延, 导致数据失去时效性, 进而影响物联网应用的服务质量。

为应对上述挑战, 利用物联网中分布式节点观测数据在时间和空间上的相关性^[7]来加快数据速率或降低待传输数据量是较有效的策略, 其中最具有可行性的方案是利用数据相关性找到某一变换域, 观测数据可通过此变换域的线性映射变为具有稀疏性特征的数据^[8-10]。在此基础上, 通过引入 CS 技术, FC 只需要收集少量 CS 观测值, 就可以准确恢复原始观测数据。

利用观测数据稀疏性, 在分布式节点处采用 CS 技术来减少待发送数据量的方法已经得到广泛研究^[11-15]。为验证 CS 技术在物联网中应用的可行性, 研究人员建立了物联网系统的能量开销模型, 对物联网边缘处的分布式节点的能量消耗做了定量分析, 分析结果表明, 引入 CS 能够提高分布式节点的能量利用效率^[11]。在上述研究基础上, 提出了应用 CS 技术的通信网络统一框架, 其要求每个分布式节点首先与 FC 通信生成一个随机基底作为 CS 观测矩阵, 再将其观测数据投影到感知矩阵上得到 CS 观测值, 最后将 CS 观测值传输至 FC 来恢复原始观测数据^[12]。在不引入复杂传输控制的前提下, 上述 CS 通信网络统一框架被扩展至大规模物联网, 其中路由路径上的节点将 CS 编码数据以加权的方式生成 CS 观测值并传输至 FC^[13]。大规模物

联网的路由路径和观测矩阵需要联合设计, 保证恢复数据质量的同时最小化能量开销, 这延长了物联网分布式节点的寿命^[14]。在 CS 观测值的传输过程中, 由于衰落信道的影响可能导致部分数据无法正常传输, 这将会影响物联网数据恢复性能。考虑路由路径中可能存在断链, 研究了断链对 CS 物联网数据恢复性能的影响^[15]。在上述应用 CS 的物联网中, 分布式节点需要在每一次数据传输前与 FC 通信来生成观测矩阵, 这增加了节点的通信成本, 影响了网络性能。

为避免分布式节点生成观测矩阵, 研究人员提出了压缩感知通信一体化方法, 其利用节点与 FC 之间的随机信道实现 CS 观测^[16-19]。在理想信道假设下, 利用压缩感知通信一体化方法可以在 FC 处实现分布式节点观测数据的 CS 观测, 其中各节点需要将观测数据与 CS 感知因子相乘进行编码, 然后向 FC 并行传输已编码数据^[16]。对压缩感知通信一体化物联网性能进行进一步研究, 其研究结果揭示了物联网的功耗、失真度、时延与节点数的关系^[17-18]。此外, 为进一步改进压缩感知通信一体化方法, 研究人员又提出了新的机制, 其中分布式节点利用随机性信道作为观测矩阵, 避免了分布式节点对观测数据的 CS 编码^[19]。

在上述压缩感知通信一体化物联网中, 分布式节点只观测单一物理现象。为避免观测不同现象的物联网之间相互干扰, 观测多现象物联网成为未来的发展趋势。为提升观测多现象物联网的性能, 本文提出一种可以观测多现象的压缩感知通信一体化方法, 其将分布式节点划分成多簇, 每簇节点独立观测某一现象, 并在所分配时隙内以相干传输方式将观测数据发送至 FC 来实现 CS 观测和恢复。为评估所提的压缩感知通信一体化物联网的性能, 推导了观测数据速率, 并将其与基于 OMA 机制物联网进行比较。比较结果显示, 压缩感知通信一体化物联网的观测数据速率远大于基于 OMA 机制物联网的观测数据速率。此外, 在应用观测多现象的压缩感知通信一体化方法物联网中, 如何为不同节点簇分配时间资源以实现物联网的最优性能, 是需要研究的重点。由于物联网对多现象的观测有不同的目标, 分别在追求网络速率最大化和考虑不同现象观测公平性两种情况下, 研究了关于物联网时隙分配的优化问题, 并给出最优解。最后, 给出了压缩感知通信一体化物联网的性能仿真, 其结果验证

了所提方法的优越性能。

2 系统模型

观测多现象的压缩感知通信一体化物联网系统模型如图 1 所示。网络由 M 个节点簇 $\mathcal{Q} := \{Q_1, \dots, Q_M\}$ 和一个装备 N 根天线的 FC 构成。 M 个节点簇 \mathcal{Q} 分别监测 M 个现象 $\mathcal{S} := \{s_1, \dots, s_M\}$, 其中 \mathcal{Q} 和 \mathcal{S} 的下标集合定义为 $\mathcal{M} := \{1, \dots, M\}$, 节点簇 $Q_m (m \in \mathcal{M})$ 利用 K 个单天线节点观测现象 $s_m (m \in \mathcal{M})$ 。各个节点簇在获得观测数据后, 需要在自身分配的时隙内按照压缩感知通信一体化方法的要求将观测数据传输至 FC。具体来说, 节点簇 Q_m 内的所有节点将自身与 FC 之间的无线信道作为 CS 观测矩阵, 以相干传输的方式将观测数据映射到观测矩阵, 从而完成 CS 观测。

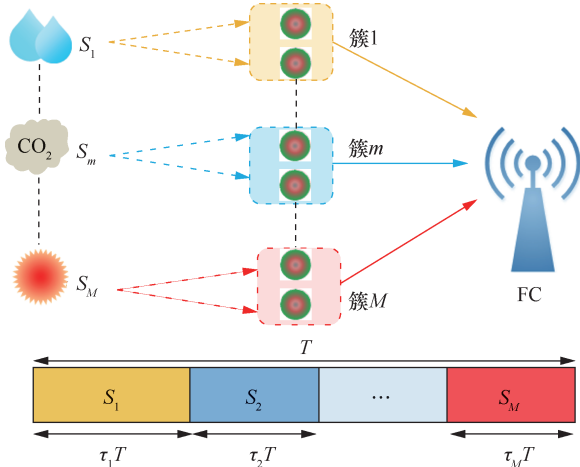


图1 观测多现象的压缩感知通信一体化物联网系统模型

在不失一般性的前提下, 将物联网中用于分布式节点数据上传的通信时长假定为 $T=1$ 。物联网将其数据上传的通信时长按照比例 $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, \dots, \tau_M]$ 分配给节点簇 \mathcal{Q} , 其中节点簇 Q_m 中的节点可以在时间段 τ_m 内进行数据传输。根据时隙分配规则, 各节点簇 \mathcal{Q} 的数据传输时隙存在约束如式(1)所示。

$$\sum_{m=1}^M \tau_m = 1 \quad (1)$$

其中, τ_m 被称为节点簇 Q_m 的数据发送时隙。在数据发送时隙 τ_m 内, 节点簇 Q_m 内所有节点将现象 s_m 的观测数据并行发送至 FC 以实现 CS 观测。在 FC 处, 现象 s_m 的 CS 观测值可以表示为

$$\mathbf{y}_m = \mathbf{H}_m \mathbf{x}_m + \mathbf{n}_m \quad (2)$$

其中, $\mathbf{H}_m \in \mathbb{C}^{M_m \times K}$ 是节点簇 Q_m 中 K 个节点与 FC 在 CS 观测期间的无线信道, 其为准静态和平坦衰落的瑞利信道, M_m 是利用 CS 算法准确恢复现象 s_m 的观测数据所需要的 CS 观测值数量, $\mathbf{x}_m \in \mathbb{C}^K$ 是节点簇 Q_m 中节点对现象 s_m 的观测数据, 可以被视为长度为 K 且稀疏度为 K_m 的稀疏信号, 其稀疏表达式为 $\mathbf{x}_m = \boldsymbol{\Phi}_m \mathbf{u}_m$, $\boldsymbol{\Phi}_m \in \mathbb{C}^{K_m \times K}$ 是已知的现象 s_m 的稀疏基, $\mathbf{u}_m \in \mathbb{C}^{K_m}$ 是对应稀疏基 $\boldsymbol{\Phi}_m$ 的稀疏向量, $\mathbf{n}_m \in \mathbb{C}^{M_m}$ 是 FC 处的观测噪声, 服从均值为 0、方差为 σ^2 的循环对称复高斯分布 $\mathbf{n}_m \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I})$ 。FC 在接收节点簇 Q_m 的 M_m 个 CS 观测值之后, 可利用 CS 算法恢复观测数据。具体来说, 只要 CS 观测值长度满足 $M_m = \mathcal{O}(cK_m)$, $c \geq 2$, FC 可以通过求解式(3)所示的问题来准确恢复现象 s_m 的观测数据^[20]。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u}_m} \quad & \|\mathbf{u}_m\|_0 \\ \text{s.t.} \quad & \|\mathbf{y}_m - \mathbf{H}_m \boldsymbol{\Phi}_m \mathbf{u}_m\|_2 \leq \sqrt{\sigma^2 / p_m} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $p_m = P/\tau_m$ 是节点簇 Q_m 中 K 节点的发送功率, P 是节点平均功率。在求得 \mathbf{u}_m 之后, 可根据 $\mathbf{x}_m = \boldsymbol{\Phi}_m \mathbf{u}_m$ 来恢复 \mathbf{x}_m 。

3 性能分析

为了评估基于观测多现象的压缩感知通信一体化方法的物联网性能, 本节首先推导了各节点簇的 CS 观测速率和对应的观测数据速率。其次, 在同等条件下, 将基于观测多现象的压缩感知通信一体化物联网与基于 OMA 机制物联网的观测数据速率进行比较, 并推导出物联网应用压缩感知通信一体化方法带来的观测数据速率增益。

通过主成分分析的方法可以得到各节点簇观测数据的稀疏度, 在已知观测数据稀疏度的情况下, 可以利用信息论^[21]推导出压缩感知通信一体化物联网的 CS 观测速率, 如定理 1 所示。

定理 1 在压缩感知通信一体化物联网中, 节点簇 Q_m 的 CS 观测速率为

$$R_m^{\text{CS}}(\tau_m) = N_T N \tau_m \log \left(1 + \frac{PK_m}{\tau_m \sigma^2} \right), \quad m \in \mathcal{M} \quad (4)$$

其中, N_T 是单位时间内的信道可用次数。由式(4)可以看出, 压缩感知通信一体化物联网的 CS 观测速率与其稀疏度是正相关的, 根据信息论知识进行

推导。其证明过程请参考证明 1。

证明 1

$$\begin{aligned}
 R_m^{\text{CS}}(\tau_m) &= I(\mathbf{y}_m; \mathbf{u}_m) = \\
 & H(\mathbf{y}_m) - H(\mathbf{y}_m | \mathbf{u}_m) = H(\mathbf{y}_m) - H(\mathbf{n}_m) = \\
 & \log \left(\det \left[\pi e \left(\mathbf{H}_m \mathbf{A}_m \Phi_m E\{\mathbf{u}_m \mathbf{u}_m^H\} \Phi_m^H \mathbf{A}_m^H \mathbf{H}_m^H + E\{\mathbf{n}_m \mathbf{n}_m^H\} \right) \right] \right) - \\
 & \log \left(\det \left[\pi e E\{\mathbf{n}_m \mathbf{n}_m^H\} \right] \right) = \\
 & \log \left(\det \left[\mathbf{I}_m + \mathbf{H}_m \mathbf{A}_m \Phi_m \mathbf{R}_{u,m} \Phi_m^H \mathbf{A}_m^H \mathbf{H}_m^H \mathbf{R}_{\text{noise},m}^{-1} \right] \right) \quad (5)
 \end{aligned}$$

其中, $I(\mathbf{y}_m; \mathbf{u}_m)$ 表示 \mathbf{y}_m 与 \mathbf{u}_m 的互信息量, $H(\mathbf{y}_m)$ 表示 \mathbf{y}_m 的熵, $H(\mathbf{y}_m | \mathbf{u}_m)$ 表示已知 \mathbf{u}_m 的条件下 \mathbf{y}_m 的熵, \mathbf{A}_m 是节点簇中节点的发送信号幅值, 且有 $\mathbf{A}_m \mathbf{A}_m^H = p_m \mathbf{I}_m$, $\mathbf{R}_{u,m}$ 是 \mathbf{u}_m 的自相关矩阵, $\mathbf{R}_{\text{noise},m}$ 是 \mathbf{n}_m 的自相关矩阵。考虑 $K \gg 1$ 、时隙分配、信道使用次数, 可得式(6)。

$$\begin{aligned}
 & \frac{N_T}{M_m N^{-1}} \tau_m \lim_{K \gg 1} R_m^{\text{CS}}(\tau_m) = \\
 & \frac{N_T N}{M_m} \tau_m \lim_{K \gg 1} \log \left(\det \left[\mathbf{I}_m + \frac{p_m}{\sigma^2} \mathbf{H}_m \Phi_m \mathbf{R}_{u,m} \Phi_m^H \mathbf{H}_m^H \right] \right) = \\
 & \frac{N_T N}{M_m} \tau_m \lim_{K \gg 1} \sum_{i=1}^{M_m} \log \left(1 + \frac{p_m}{\sigma^2} \sigma_i^2 \right) = \\
 & N_T N \tau_m \log \left(1 + \frac{p_m K_m}{\sigma^2} \right) \quad (6)
 \end{aligned}$$

其中, σ_i 是 $\mathbf{H}_m \Phi_m \mathbf{R}_{u,m} \Phi_m^H \mathbf{H}_m^H$ 的奇异值, 定理 1 证毕。

考虑只要 CS 观测值的数量满足 $M_m = \mathcal{O}(cK_m)$, FC 就可以准确恢复现象 s_m 的观测数据^[20], 利用定理 1 可以直接推出在压缩感知通信一体化物联网中各现象 \mathcal{S} 的观测数据速率, 如推论 1 所示。

推论 1 由定理 1 可知, 在压缩感知通信一体化物联网中现象 s_m 的观测数据速率为

$$R_m^{\circ}(\tau_m) = N_T N \tau_m \frac{K}{M_m} \log \left(1 + \frac{PK_m}{\tau_m \sigma^2} \right), m \in \mathcal{M} \quad (7)$$

通过将压缩感知通信一体化物联网的观测数据速率与基于传统 OMA 机制物联网的观测数据速率相比, 可以推导出物联网应用压缩感知通信一体化方法带来的观测数据速率增益, 如推论 2 所示。

推论 2 相对于传统 OMA 机制, 利用压缩感知通信一体化方法, 物联网可以获得如式(8)所示的观测数据速率增益。

$$G = \frac{E[R_m]}{E[R_{\text{OMA},m}]} = \frac{K \log \left(1 + \frac{PK_m}{\tau_m \sigma^2} \right)}{M_m \log \left(1 + \frac{PM_m}{\tau_m \sigma^2} \right)} \gg 1 \quad (8)$$

其中, $R_{\text{OMA},m}$ 是基于 OMA 机制物联网对现象 s_m 的观测数据速率。 $G \gg 1$ 表明, 相较于基于 OMA 机制物联网, 物联网在应用本文所提出的压缩感知通信一体化方法后, 性能得到了极大提升, 具体过程如证明 2 所示。

证明 2 首先, 基于 OMA 机制物联网的观测数据速率为

$$\begin{aligned}
 E[R_{\text{OMA},m}] &\leq E \left[\frac{N_T}{M_m N^{-1}} \sum_{j=1}^{M_m} \tau_m \log \left(1 + \frac{P \tilde{\lambda}_j}{\tau_m \sigma^2} \right) \right] \leq \\
 & N_T N \tau_m \log \left(1 + E \left[\sum_{j=1}^{M_m} \frac{P \tilde{\lambda}_j}{M_m \tau_m \sigma^2} \right] \right) = \\
 & N_T N \tau_m \log \left(1 + E \left[\sum_{j=1}^{M_m} \sum_{i=1}^{M_m} \frac{P h_m^2(i,j)}{M_m \tau_m \sigma^2} \right] \right) = \\
 & N_T N \tau_m \log \left(1 + \frac{PM_m}{\tau_m \sigma^2} \right) \quad (9)
 \end{aligned}$$

其中, $\tilde{\lambda}_j$ 是 $\mathbf{H}_m \mathbf{H}_m^H$ 的特征值, $h_m^2(i,j)$ 是节点簇 \mathcal{Q}_m 中节点 j 与 FC 中天线 i 的信道增益。然后, 考虑 $K \gg M_m = cK_m$, 可以推导出如式(10)所示的观测数据速率增益。

$$\begin{aligned}
 G &= \frac{E[R_m]}{E[R_{\text{OMA},m}]} = \frac{K \log \left(1 + \frac{PK_m}{\tau_m \sigma^2} \right)}{M_m \log \left(1 + \frac{PM_m}{\tau_m \sigma^2} \right)} \\
 \lim_{\substack{P \\ \sigma^2} \gg 1} G &= \lim_{\substack{P \\ \sigma^2} \gg 1} \frac{K \log \left(\frac{PK_m}{\tau_m \sigma^2} \right)}{M_m \log \left(\frac{PM_m}{\tau_m \sigma^2} \right)} = \frac{KK_m}{M_m^2} \gg 1 \quad (10)
 \end{aligned}$$

至此, 推论 2 证毕。

以上仅讨论了在时隙分配固定时压缩感知通信一体化物联网性能, 从定理 1 可以看出, CS 观测速率与节点簇时隙分配密切相关。在给定总时长的情况下, 如何实现压缩感知通信一体化物联网的最优性能值得进一步研究。

4 性能优化

为进一步提升压缩感知通信一体化物联网性

能, 本节研究了物联网中节点簇时隙分配问题。分别在最大总速率和保证观测公平性两个目标下, 通过研究各节点簇时隙分配的优化问题, 实现了物联网最优性能。

4.1 最大总速率目标下时隙分配优化

由定理 1 可以得到所有节点簇 CS 观测的总速率为

$$R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau}) = N_{\text{T}} N \sum_{m=1}^M \tau_m \log \left(1 + \frac{PK_m}{\tau_m \sigma^2} \right) \quad (11)$$

其中, 总速率 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau})$ 由时隙分配决定。在满足时隙约束的情况下, 为了使总速率达到最大, 建立问题如式(12)所示。

$$\begin{aligned} \text{P: } \min_{\boldsymbol{\tau}} \quad & -R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau}) \\ \text{s.t. } \quad & \text{C1: } \sum_{m=1}^M \tau_m = 1 \\ & \text{C2: } 0 < \tau_m < 1, m \in \mathcal{M} \end{aligned} \quad (13)$$

其中, 约束 C1 是总时长约束, 约束 C2 是时隙分配比例约束, 两者皆是凸约束。

引理 1 $R_m^{\text{CS}}(\tau_m)$ 是 τ_m 的凹函数, $R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau})$ 是 $\boldsymbol{\tau}$ 的联合凹函数。

证明 3 首先, 证明 $R_m^{\text{CS}}(\tau_m)$ 是 τ_m 的凹函数。

令 $R_m^{\text{CS}}(\tau_m)$ 的二阶导数为 $\frac{\partial^2 R_m^{\text{CS}}(\tau_m)}{\partial \tau_m^2}$, 其值为

$$\frac{\partial^2 R_m^{\text{CS}}(\tau_m)}{\partial \tau_m^2} = -\frac{N_{\text{T}} N}{\ln 2} \left(\frac{c_m}{\tau_m^2 + \tau_m c_m} - \frac{c_m}{(\tau_m + c_m)^2} \right) < 0 \quad (14)$$

其中, $\frac{\partial^2 R_m^{\text{CS}}(\tau_m)}{\partial \tau_m^2} < 0$ 证明了 $R_m^{\text{CS}}(\tau_m)$ 是 τ_m 的凹函数。

其次, 证明 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau})$ 是 $\boldsymbol{\tau}$ 的联合凹函数。令 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau})$ 海瑟矩阵为 $\nabla^2 R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau}) = [d_{i,j}]$, $0 \leq i, j \leq M$, 其中, $[d_{i,j}]$ 是位于海瑟矩阵 $\nabla^2 R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau})$ 第 i 行、第 j 列的元素, 其值为

$$[d_{i,j}] = \begin{cases} -\frac{N_{\text{T}} N}{\ln(2)} \left(\frac{c_i}{\tau_i^2 + \tau_i c_i} - \frac{c_i}{(\tau_i + c_i)^2} \right), & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (15)$$

其中, $c_i = \frac{PK_i}{\sigma^2} > 0$ 。对 $\forall \mathbf{v} \in \mathcal{C}^M = [v_1, \dots, v_M]^T$, 存在 $\mathbf{v}^T \nabla^2 R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau}) \mathbf{v} < 0$, 这说明 $\nabla^2 R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau})$ 是负定矩阵, 从而证明了 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau})$ 是 $\boldsymbol{\tau}$ 的联合凹函数。引理 1 证毕。

利用引理 1, 可以得出问题 P_1 是 $\boldsymbol{\tau}$ 的联合凸问题, 存在最优解, 命题 1 给出了问题 P_1 的最优解。

命题 1 问题 P_1 的最优时隙分配方案为

$$\tau_m^* = \frac{K_m}{\sum_{m=1}^M K_m}, m \in \mathcal{M} \quad (16)$$

由式(15)可以看出, 节点簇 \mathcal{Q}_m 的最优时隙与现象 s_m 观测数据的稀疏度占所有现象观测数据的总稀疏度的比例相等。即稀疏度越大的现象其分到的时隙越大, 其 CS 观测速率也越快。问题 P_1 的最优 CS 观测的总速率为

$$R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau}^*) = N_{\text{T}} N \log \left(1 + \frac{P}{\sigma^2} \sum_{m=1}^M K_m \right), m \in \mathcal{M} \quad (17)$$

节点簇 \mathcal{Q}_m 的 CS 观测速率为

$$R_m^{\text{CS}}(\tau_m^*) = \frac{N_{\text{T}} N K_m}{\sum_{m=1}^M K_m} \log \left(1 + \frac{P}{\sigma^2} \sum_{m=1}^M K_m \right), m \in \mathcal{M} \quad (18)$$

式(17)说明节点簇 \mathcal{Q}_m 的 CS 观测速率与现象 s_m 观测数据的稀疏度占所有现象观测数据的总稀疏度的比例正相关。换言之, 在总速率最大化的目标下, 观测数据具有更大稀疏度的节点簇 \mathcal{Q}_m 的速率大, 这导致了多现象观测不公平问题。

证明 4 因为问题 P_1 是 $\boldsymbol{\tau}$ 的联合凹问题, 且是强对偶的, 可以利用 Karush-Kuhn-Tucker 条件, 求得最优时隙分配方案 $\boldsymbol{\tau}^*$ 。将 $\boldsymbol{\tau}^*$ 代入 CS 观测速率计算式, 可得到如上所述的最优速率, 命题 1 证毕。

4.2 公平性目标下时隙分配优化

为解决多现象观测不公平问题, 可以在保证公平性的前提下使得总速率最大。为此, 建立优化问题如式(18)所示。

$$\begin{aligned} \text{P}_2: \min_{\boldsymbol{\tau}} \quad & -R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau}) \\ \text{s.t.} \quad & \text{C1: } \sum_{m=1}^M \tau_m = 1 \\ & \text{C2: } 0 < \tau_m < 1, m \in \mathcal{M} \\ & \text{C3: } R_m^{\text{CS}}(\tau_m) \geq \beta_m R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau}), m \in \mathcal{M} \end{aligned} \quad (19)$$

其中, β_m 是为保证现象 s_m 观测公平性的给定指标, 其满足 $0 < \beta_m < 1$, $m \in \mathcal{M}$ 和 $\sum_{m=1}^M \beta_m = 1$, $\beta_m R_{\text{sum}}^{\text{CS}}(\boldsymbol{\tau})$ 是为保证现象 s_m 观测公平性所需要满足的最低速率。由于约束 C3 是非凸约束, 问题 P_2 不是 $\boldsymbol{\tau}$ 的联合凸问题。为了求解问题 P_2 , 通过引入辅助变量, 可以

给出问题 P_2 的等效问题，其如命题 2 所示。

命题 2 通过引入辅助变量，问题 P_2 可以等效转化为如式(19)所示的问题。

$$\begin{aligned}
 P_3 : \min_{\boldsymbol{\tau}, \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}} & -\tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}} \\
 \text{s.t.} \quad C1 : & \sum_{m=1}^M \tau_m = 1 \\
 & C2 : 0 < \tau_m < 1, m \in \mathcal{M} \\
 & C4 : R_m^{\text{CS}}(\tau_m) \geq \beta_m \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}, m \in \mathcal{M} \quad (20)
 \end{aligned}$$

其中， $\tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}$ 是引入的辅助变量。

证明 5 首先，需要证明问题 P_2 的最优解需满足 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}(\boldsymbol{\tau}^*) = \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}$ 。其次，证明两者的定义域等价。利用反证法，假设 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}(\boldsymbol{\tau}^*) > \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}$ 。其等价于 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}(\boldsymbol{\tau}^*) \geq \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}} > \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}$ ，这与 $\tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}$ 是最优解矛盾。因此，问题 P_2 的最优解需满足 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}(\boldsymbol{\tau}^*) = \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}$ 。此外，由约束条件可知，问题 P_3 的定义域与问题 P_2 的定义域相同。这证明问题 P_2 与问题 P_3 等价。命题 2 证毕。

为了给出问题 P_2 ，需要研究 P_3 的凹凸性，其结果在引理 2 中给出。

引理 2 问题 P_3 是 $\boldsymbol{\tau}$ 和 $\tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}$ 的联合凸问题。

证明 6 首先，利用引理 1，可以得出问题 P_3 是 $\boldsymbol{\tau}$ 的凸问题，其次，由约束 C4 可知问题 P_3 是 $\tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}$ 的线性规划问题，因此，问题 P_3 是 $\boldsymbol{\tau}$ 和 $\tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}$ 的联合凸问题。引理 2 证毕。

考虑到问题 P_3 是 $\boldsymbol{\tau}$ 和 $\tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}$ 的联合凸问题，可以提出算法 1 来给出 P_3 的最优解。

算法 1 求解问题 P_3

输入 $R_{\min} = 0, \delta > 0$

初始化 求解问题 P_1 ，得其最大速率 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}$ ，令 $R_{\max} > R_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}$

循环

给定 $\tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}} = \frac{1}{2}(R_{\min} + R_{\max})$ ，通过求解

$R_m^{\text{CS}}(\tau_m) = \beta_m \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}, m \in \mathcal{M}$ ，得到 $\boldsymbol{\tau}^*$

若 $\boldsymbol{\tau}^*$ 满足约束 C₁ 和 C₂，则令 $R_{\min} \leftarrow \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}$ ，否则，令 $R_{\max} \leftarrow \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}}$

当 $R_{\max} - R_{\min} < \delta$ 时

输出 $\boldsymbol{\tau}^*$ 和 $R_{\text{sum}}^{\text{CS}^*} = \tilde{R}_{\text{sum}}^{\text{CS}^*}$

5 仿真结果

为验证压缩感知通信一体化物联网性能，本节

在不同信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 条件下，给出其系统性能仿真结果。信道假设为瑞利块衰落，FC 利用节点导频序列对无线信道进行估计，可获得完整信道状态信息。如没有特意说明，则仿真系统参数设置如表 1 所示^[22]。

表 1 仿真系统参数设置

仿真参数	数值设置
节点簇包含节点数	$K = 100$
需监测现象数	$M = 5$
FC 天线数	$N = 10$
总时长	$T = 1 \text{ s}$
T 内信道使用次数	$N_T = 10$
SNR	$\frac{P}{\sigma^2} = -30:40 \text{ dB}$
节点簇观测数据稀疏度	$K_m = 0.05 \sim 0.3, m \in \mathcal{M}$
信道模型	瑞利块衰落模型

压缩感知通信一体化物联网与传统物联网的性能比较如图 2 所示。从图 2 可以看出，两个方案的总速率都随着 SNR 的增加而增大，而且两者的增速都是逐渐降低的。这是因为在低 SNR 区域，两者的总速率受限于功率，只要功率增加，总速率就急剧增加；在高 SNR 区域，两者的总速率不再受限于功率，而受限于所分得的时频资源块，此时速率随功率的增速明显下降。对于相同功率，两者的总速率随功率的增速明显不同，压缩感知通信一体化物联网的总速率曲线增速更大，这是由于压缩感知通信一体化方法等效地改善了信道状态。此外，在 SNR 极低的区域，压缩感知通信一体化物联网的总速率低于基于 OMA 机制物联网的总速率，此时噪声功率是有用信号功率的近百倍，这在实际物联网应用中是不存在的。图 2 中交叉点位置符合推论的分析，因此也验证了推论的正确性。在交叉点之后的 SNR 区域，压缩感知通信一体化物联网的总速率高于基于 OMA 机制物联网的总速率。这说明了在实际应用中，压缩感知通信一体化物联网在性能上明显优于基于 OMA 机制物联网。本质上，这种性能优越性来源于压缩感知通信一体化物联网利用了观测数据稀疏性，其效果等效于将受信道衰落影响的串行通信转换为不受信道衰落影响的无干扰并行通信。不同时隙分配方案下，压缩感知通信一体化物联网的性能比较如图 3 所示。

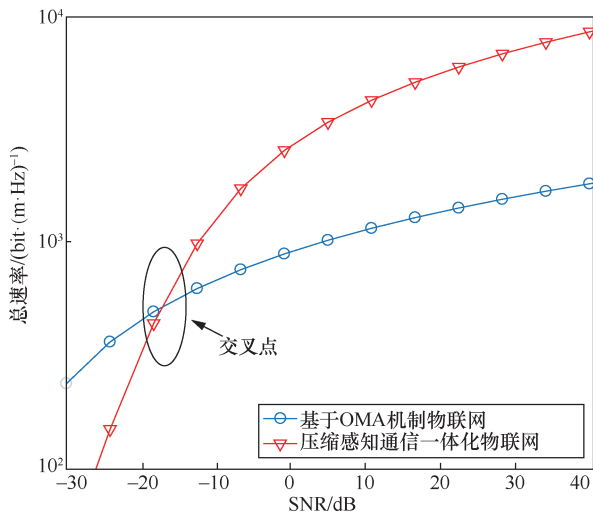


图 2 压缩感知通信一体化物联网与传统物联网的性能比较

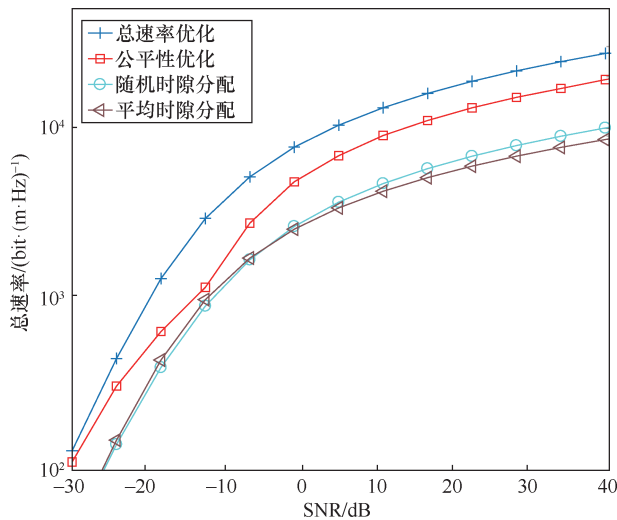


图 3 不同时段分配方案下, 压缩感知通信一体化物联网的性能比较

从图 3 可以看出, 物联网性能在总速率优化和公平性优化后都有显著提高, 这说明了优化的正确性。在高 SNR 区域, 随机时段分配方案的性能比平均时段分配方案更好, 这是因为在高 SNR 区域, 不同节点簇观测数据的稀疏性差异带来的速率差异被功率放大。同时说明, 平均时段分配方案不是最优方案, 这是由各节点簇观测数据的稀疏性差异决定的。此外, 可以看到总速率优化和公平性优化各有利弊, 总速率优化实现了总速率最大化, 而公平性优化在满足各节点簇的公平性要求的前提下, 只能有限地增大总速率。即各节点簇的公平性的实现是以总速率下降为代价的, 或者说总速率的最大化是以牺牲公平性为代价的, 两者存在折中。一般来说, 公平性约束越强 (更强地抑制具有较大稀疏性节点簇的速率),

其总速率损失越大; 公平性约束越弱 (较少地改善具有较小稀疏性节点簇的速率), 其总速率损失越小。在部署不同数量节点情况下, 压缩感知通信一体化物联网性能如图 4 所示。从图 4 可以看出, 随着部署节点数目的增加, 物联网的总速率也随之增加, 这是因为随着网络规模的增大, 节点观测数据的数量也增大, 使得应用压缩感知通信一体化方法带来的性能增益变大。说明了压缩感知通信一体化方法能够为更大规模的物联网提供更大的性能增益, 可以避免大规模物联网中数据传输时延过大的问题, 这对未来大规模物联网的应用具有重要意义。观测不同数量现象情况下, 压缩感知通信一体化物联网性能如图 5 所示。从图 5 可以看出, 在低信噪比区域, 压缩感知通信一体化物联网的总速率随着现象数增加而稍有增加, 在高 SNR 区域, 曲线逐渐收敛于同一曲线。这说明, 在观测不同数量现象时, 压缩感知通信一体化物联网性能是稳健的。

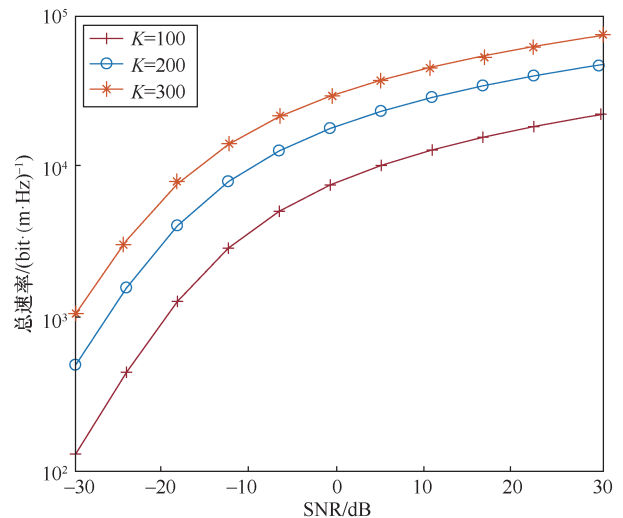


图 4 部署不同数量节点情况下, 压缩感知通信一体化物联网性能

以上数值仿真结果验证了本文的理论分析, 而且从中可以直观地看出, 本文所提机制显著改善了大规模物联网的分布式节点数据收集性能。

6 结束语

本文研究了观测多现象的大规模物联网的分布式节点数据收集问题, 设计了利用压缩感知通信一体化方法实现分布式节点观测数据实时收集机制。为评估压缩感知通信一体化物联网性能, 推导了物联网观测的各个现象的 CS 观测速率和对应的观测

数据速率。通过将观测数据速率与基于 OMA 机制物联网的观测数据速率相比较,证明了压缩感知通信一体化物联网的优越性能。为了实现最优性能,分别在最大总速率和保证观测公平性两个目标下,通过研究各节点簇时隙分配的优化问题,给出了可以实现物联网最优性能的时隙分配方案。最后通过蒙特卡洛仿真验证了理论推导和性能优化的正确性,并且进一步讨论了各因素对物联网观测性能的影响。

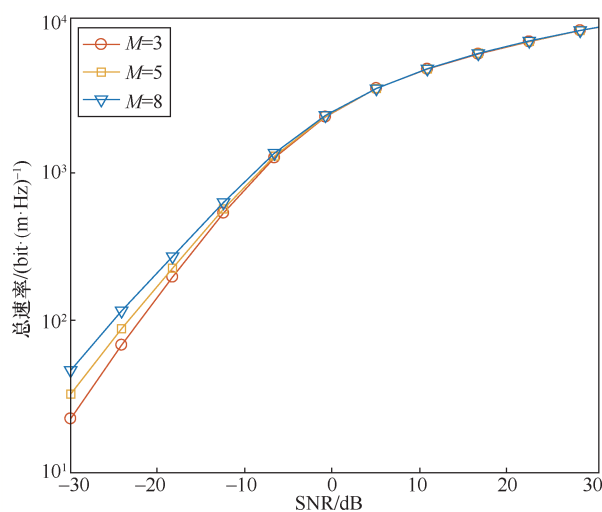


图5 观测不同数量现象情况下,压缩感知通信一体化物联网性能

本文所提机制基本解决了观测多现象的物联网数据收集问题,但是未利用各物理现象观测值的联合稀疏性,如何利用这种联合稀疏性来进一步提升性能值得进一步研究。此外,随着感知技术的进步,可以同时观测多种现象的多功能物联网节点已经出现,在这种情景下,分布式节点如何联合设计观测和编码机制以协调观测多物理现象也值得研究。

参考文献:

- [1] AL-TURJMAN F. 5G-enabled devices and smart-spaces in social-IoT: an overview[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019(92): 732-744.
- [2] CHERNYSHEV M, BAIG Z, BELLO O, et al. Internet of things (IoT): research, simulators, and testbeds[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(3): 1637-1647.
- [3] CHETTRI L, BERA R. A comprehensive survey on Internet of things (IoT) toward 5G wireless systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(1): 16-32.
- [4] 马佳星, 熊轲, 张煜, 等. 无线能量收集驱动的铁路物联网中断性能分析[J]. *物联网学报*, 2020, 4(3): 52-59.
MA J X, XIONG K, ZHANG Y, et al. Outage performance analysis of wireless powered railway Internet of things[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2020, 4(3): 52-59.
- [5] XU L N, COLLIER R, O'HARE G M P. A survey of clustering techniques in WSNs and consideration of the challenges of applying such to 5G IoT scenarios[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 4(5): 1229-1249.
- [6] DING Z G, LEI X F, KARAGIANNIDIS G K, et al. A survey on non-orthogonal multiple access for 5G networks: research challenges and future trends[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(10): 2181-2195.
- [7] QIN Z J, FAN J C, LIU Y W, et al. Sparse representation for wireless communications: a compressive sensing approach[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2018, 35(3): 40-58.
- [8] QAISAR S, BILAL R M, IQBAL W, et al. Compressive sensing: from theory to applications, a survey[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2013, 15(5): 443-56.
- [9] 黄凌. 采用压缩感知的标准测控信号处理[J]. *电讯技术*, 2014(5): 578-583.
HUANG L. A TT & C signal processing method based on compressed sensing[J]. *Telecommunication Engineering*, 2014(5): 578-583.
- [10] 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): 716-21.
HE F X, YU Z J, LIU H T. Multi target localization algorithm based on compressed sensing in wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2012, 34(3): 716-21.
- [11] RAZZAQUE M A, DOBSON S. Energy-efficient sensing in wireless sensor networks using compressed sensing[J]. *Sensors*, 2014, 14(2): 2822-2859.
- [12] DUARTE M R, WAKIN M B, BARON D, et al. Universal distributed sensing via random projections[C]//*Proceedings of 2006 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. Piscataway: IEEE Press, 2006.
- [13] LUO C, WU F, SUN J, et al. Compressive data gathering for large-scale wireless sensor networks[C]//*Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Computing And Networking*. New York: ACM Press, 2009.
- [14] QUER G, MASIERO R, MUNARETTO D, et al. On the interplay between routing and signal representation for compressive sensing in wireless sensor networks[C]//*Proceedings of 2009 Information Theory and Applications Workshop*. Piscataway: IEEE Press, 2009: 206-215.
- [15] TANG Y, ZHANG B W, JING T, et al. Robust compressive data gathering in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(6): 2754-2761.
- [16] HAUPT J, BAJWA W U, RABBAT M, et al. Compressed sensing for networked data[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 92-101.
- [17] BAJWA W U, HAUPT J D, SAYEED A M, et al. Joint source-channel communication for distributed estimation in sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(10): 3629-3653.
- [18] YANG G, TAN V Y F, HO C K, et al. Wireless compressive sensing for energy harvesting sensor nodes[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(18): 4491-505.
- [19] HAN C C, CHEN L, WANG W D. Compressive sensing in wireless powered network: regarding transmission as measurement[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(6): 1709-1712.
- [20] BOCHE H, CALDERBANK R, KUTYNIOK G, et al. Compressed

sensing and its applications[M]. Berlin: Springer, 2015.

[21] STONE J V. Information theory: a tutorial introduction[M]. Marrickville: Sebtel Press, 2015.

[22] QUER G, MASIERO R, PILLONETTO G, et al. Sensing, compression, and recovery for WSNs: sparse signal modeling and monitoring framework[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(10): 3447-3461.

[作者简介]



韩成成（1992- ），男，中国科学技术大学博士生，主要研究方向为通信感知融合。



陈力（1987- ），男，中国科学技术大学副研究员，主要研究方向为无线通信、通信计算融合、通信感知融合等。



王卫东（1967- ），男，中国科学技术大学教授，主要研究方向为电磁场与微波技术、雷达技术、无线通信等。