

## 分簇认知物联网联合资源分配算法

刘鑫

(大连理工大学信息与通信工程学院, 辽宁 大连 116024)

**摘要:** 认知物联网通过频谱感知和共享有效提高了频谱利用率, 但频谱感知会产生开销。提出分簇认知物联网降低感知开销, 通过联合资源分配提高物联网的传输速率。首先提出分簇认知物联网的网络模型和帧结构, 推导物联网的平均传输速率和干扰功率; 然后建立优化模型, 通过联合优化感知时间、感知簇头和传输功率使传输速率最大化, 并给出联合优化算法求解; 最后提出认知物联网的节点分簇和簇头选择算法。仿真结果表明, 所提方案通过联合资源分配能够获得最大传输速率, 且与传统方案相比, 传输性能有所提高。

**关键词:** 认知物联网; 分簇; 资源分配; 协作频谱感知; 传输速率

**中图分类号:** TN915.6

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2019.00086

## Joint resource allocation algorithm for clustering cognitive Internet of things

LIU Xin

School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China

**Abstract:** Cognitive Internet of things (CIoT) can improve spectrum utilization effectively through spectrum sensing and sharing, but spectrum sensing may generate overhead. Clustering CIoT was proposed to decrease sensing overhead, whose transmission rate could be improved through joint resource allocation. The network model and frame structure of the CIoT were proposed firstly, and the average transmission rate and interference power of the CIoT were deduced. Then, an optimization model was built to maximize the transmission rate through jointly optimizing the sensing time, sensing cluster head and transmission power, and a joint optimization algorithm was given to solve the optimization problem. Finally, the node clustering and cluster head selection algorithm of the CIoT was presented. The simulations show that the maximal transmission rate through joint resource allocation can be achieved and the transmission performance compared with the traditional schemes can be improved by the proposed scheme.

**Key words:** cognitive Internet of things, clustering, resource allocation, cooperative spectrum sensing, transmission rate

### 1 引言

认知无线电是提高频谱利用率的有效技术<sup>[1]</sup>, 通过机会式接入已授权给主用户但暂时未被使用的空闲频谱, 实现与主用户的频谱共享, 并通过大幅度扩展可用频带以提高传输质量<sup>[2]</sup>。为了减少对主用户的干扰, 认知无线电依靠频谱感知检测主用

户的频谱使用状态<sup>[3]</sup>, 只有当检测到主用户空闲时, 认知无线电才能接入频谱<sup>[4]</sup>。因此, 保证高频谱检测概率对降低主用户干扰至关重要<sup>[5]</sup>。协作频谱感知被证明即使在衰落信道下也具有较高的检测性能, 通过合并不同空间区域内多个节点的本地感知信息对主用户做出融合决策。融合决策由于获得了空间分集增益因而具有较高的准确度, 但协作频谱

**收稿日期:** 2019-02-09; **修回日期:** 2019-02-22

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (No.61601221); 国家自然科学基金委员会—中国民用航空局民航联合研究基金资助项目 (No.U1833102)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundations of China (No.61601221), The Joint Foundation of the National Natural Science Foundations of China and the Civil Aviation of China (No.U1833102)

感知会产生较大的协作开销<sup>[6-8]</sup>。

物联网极大地促进了我国经济的发展,被广泛应用于智能家居、智能工业、电子商务和智慧城市等<sup>[9]</sup>领域。随着应用场景和业务需求的增加,要求未来物联网能够支持大规模节点接入和海量数据传输<sup>[10]</sup>,因此需要更宽的通信频带。目前,物联网只能使用较少的非授权频带,且这些频带经常被Wi-Fi、蓝牙和ZigBee等通信设备占用,所以频谱资源紧缺已经成为制约物联网发展的重要瓶颈<sup>[11]</sup>。认知物联网通过融合认知无线电技术,使得物联网能够共享4G/5G的授权频谱资源,大幅度提高了物联网的传输带宽<sup>[12]</sup>。文献[13]研究了利用分布式压缩感知来实现认知物联网的宽带频谱共享;文献[14]提出多频带协作频谱感知,有效提高了物联网的频谱接入概率;文献[15]利用遗传算法分配频谱资源来提高物联网的吞吐量;文献[16]采用干扰技术抑制物联网对主用户的干扰;文献[17]研究了认知无线电中感知时间的优化选择;文献[18]研究了感知时间和功率的联合分配。当前,关于认知物联网的研究侧重于频谱感知、传输分配和干扰控制等,但各种研究相对独立,缺少对感知、传输和干扰的联合资源分配研究。

本文提出分簇认知物联网并对其联合资源分配进行了研究。相比于传统认知物联网,分簇认知物联网能够利用较少开销获得较高的频谱感知性能,通过感知时间、簇头节点和传输功率的联合优化分配,显著提高了物联网的传输速率。

## 2 分簇认知物联网模型

认知物联网在使用主用户频谱前需要感知主用户的存在状态,只有当主用户空闲时,认知物联网才能接入频谱。传统物联网的所有节点均参与协作频谱感知,虽然感知性能较好,但会带来巨大的协作开销,从而降低物联网的传输性能。分簇认知物联网网络模型如图1所示,本文提出分簇认知物联网,每个簇由簇头统一管理,并且只有簇头参与协作频谱感知,因此大幅度降低了协作开销。

物联网帧结构如图2所示,包括本地感知时隙、协作时隙和传输时隙。1) 本地感知时隙,每个簇头采用能量检测对主用户进行本地频谱感知,检测结果用单位比特信息0/1表示,0和1分别表示主用户空闲和繁忙。2) 协作时隙,簇头之间交互本地检测结果并通过感知信息融合对主用户是否空闲进

行最终判断。3) 传输时隙,如果判断主用户空闲,则认知物联网在传输时隙内可以传输数据,否则必须等待下一帧重新进行频谱感知。

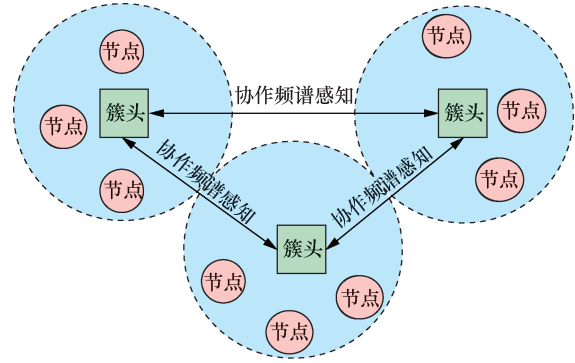


图1 分簇认知物联网网络模型

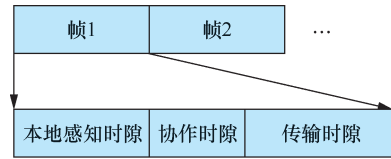


图2 物联网帧结构

假设物联网有 $M$ 个节点,分为 $K$ 个簇,每个簇包含一个簇头和 $D-1$ 个簇节点,则有 $M = K \times D$ 。根据文献[19],每个簇头本地能量检测的虚警概率和检测概率分别表示为

$$\begin{cases} P_i^f = Q\left(\left(\frac{\lambda}{N_0} - 1\right)\sqrt{t_s f_s}\right) \\ P_i^d = Q\left(\left(\frac{\lambda}{N_0} - \gamma - 1\right)\sqrt{\frac{t_s f_s}{(\gamma + 1)^2}}\right) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中 $P_i^f$ 和 $P_i^d$ 分别是节点 $i$ 的虚警概率和检测概率, $\lambda$ 是检测门限, $N_0$ 是噪声功率, $\gamma$ 是检测信噪比, $t_s$ 为感知时间, $f_s$ 为感知信号采样频率,函数 $Q(x)$ 可以表示为

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{+\infty} \exp\left(-\frac{y^2}{2}\right) dy \quad (2)$$

为了不干扰主用户,要求检测概率达到最低标准,即 $P_i^d \geq P_{\min}^d$ , $P_{\min}^d$ 为检测概率下限。此时, $P_i^f$ 的取值范围可以表示为

$$P_i^f \geq Q\left(Q^{-1}\left(P_{\min}^d\right)(\gamma + 1) + \gamma\sqrt{t_s f_s}\right) \quad (3)$$

式(3)中 $Q^{-1}(x)$ 表示 $Q(x)$ 的反函数。

假设有 $k(k=1,2,\dots,K)$ 个簇头参与协作频谱感知,簇头间交互感知信息并采用“或准则”融合,

则协作虚警概率和协作检测概率分别表示为

$$\begin{cases} A_f = 1 - (1 - P_i^f)^k \\ A_d = 1 - (1 - P_i^d)^k \end{cases} \quad (4)$$

假设帧时长为  $T$ ,  $k$  个簇头产生的协作开销表示为  $t_c = k\xi$ ,  $\xi$  是平均每个簇头产生的时间开销。

物联网的传输时间表示为

$$t_d = T - t_s - t_c \quad (5)$$

物联网的有效频谱接入概率表示为

$$P_{\text{ACC}} = (1 - A_f)P_0 \quad (6)$$

式(6)中  $P_0$  是主用户实际空闲概率, 假设物联网每个节点的发射功率为  $p_m (m=1,2,\dots,M)$ , 信道增益为  $h_m$ , 则物联网的平均传输速率表示为

$$R = \frac{T - t_s - t_c}{T} (1 - A_f) P_0 \sum_{m=1}^M \log \left( 1 + \frac{p_m h_m^2}{N_0} \right) \quad (7)$$

当主用户繁忙而认知物联网做出错误感知时, 物联网会接入频谱并对主用户产生干扰, 平均干扰功率为

$$p_{\text{INT}} = \frac{T - t_s - t_c}{T} (1 - A_d) P_1 \sum_{m=1}^M p_m g_m^2 \quad (8)$$

式(8)中主用户的实际繁忙概率  $P_1 = 1 - P_0$ ,  $g_m$  是物联网和主用户间的信道增益。

### 3 模型优化

为了最大化认知物联网的吞吐量, 本文联合优化感知时间  $t_s$ 、协作感知簇头数  $k$  和节点功率  $\{p_m\}$ , 同时保证检测概率、干扰功率和总功率满足约束条件。优化问题可以表示为

$$\max_{t_s, k, \{p_m\}} R = \frac{T - t_s - k\xi}{T} (1 - A_f) P_0 \sum_{m=1}^M \log \left( 1 + \frac{p_m h_m^2}{N_0} \right)$$

$$\text{s.t. } A_d \geq P_{\text{min}}^d$$

$$p_{\text{INT}} \leq P_{\text{INT}}^{\text{max}} \quad (9)$$

$$\sum_{m=1}^M p_m \leq p_T$$

$$p_m \geq 0, m = 1, 2, \dots, M$$

$$0 \leq t_s \leq T - k\xi, k = 1, 2, \dots, K$$

式(9)中  $P_{\text{INT}}^{\text{max}}$  是最大干扰功率,  $p_T$  是总发射功率。  $k$  是属于  $1 \sim K$  的整数, 可以通过枚举法搜索最优值。因此, 首先固定  $k$ , 联合优化  $t_s$  和  $\{p_m\}$ 。当

$A_d = P_{\text{min}}^d$  (即  $P_i^d = 1 - \sqrt[k]{1 - P_{\text{min}}^d}$ ) 时,  $P_i^f$  依据式(3)取得最小值, 相应  $A_f$  也取得最小值, 此时,  $P_{\text{ACC}}$  和  $R$  取得最大值。将  $A_d = P_{\text{min}}^d$  代入式(9), 则优化问题简化为

$$\max_{t_s, \{p_m\}} R =$$

$$P_0 \frac{T(k) - t_s}{T} (1 - Q(\alpha + \beta\sqrt{t_s}))^k \sum_{m=1}^M \log \left( 1 + \frac{p_m h_m^2}{N_0} \right)$$

$$\text{s.t. } \frac{T(k) - t_s}{T} \sum_{m=1}^M p_m g_m^2 \leq \bar{p}_{\text{INT}} \quad (10)$$

$$\sum_{m=1}^M p_m \leq p_T$$

$$p_m \geq 0, m = 1, 2, \dots, M$$

$$0 \leq t_s \leq T(k), k = 1, 2, \dots, K$$

在式(10)中, 替代参数  $T(k) = T - k\xi$ 、 $\alpha =$

$$Q^{-1}(P_i^d)(\gamma + 1)、\beta = \gamma\sqrt{f_s} \text{ 和 } \bar{p}_{\text{INT}} = \frac{P_{\text{INT}}^{\text{max}}}{(1 - P_{\text{min}}^d)P_1}。$$

式(10)是多变量优化问题, 很难用传统的凸优化方法求解, 本文采用交替方向优化 (ADO, alternating direction optimization) 算法近似求得最优解。固定变量  $t_s$  为  $0 \sim T(k)$  的任意数并优化  $\{p_m\}$ , 优化问题式(10)演化为

$$\max_{\{p_m\}} R = \Omega_0 \sum_{m=1}^M \log \left( 1 + \frac{p_m h_m^2}{N_0} \right)$$

$$\text{s.t. } \Omega_1 \sum_{m=1}^M p_m g_m^2 \leq \bar{p}_{\text{INT}} \quad (11)$$

$$\sum_{m=1}^M p_m \leq p_T$$

$$p_m \geq 0, m = 1, 2, \dots, M$$

在式(11)中,  $\Omega_0 = P_0 \frac{T(k) - t_s}{T} (1 - Q(\alpha + \beta\sqrt{t_s}))^k$

和  $\Omega_1 = \frac{T(k) - t_s}{T}$  均可认为是常数。式(11)是凸优化问题, 可以利用拉格朗日优化算法求解, 拉格朗日函数表示为

$$L(\{p_m\}) = \Omega_0 \sum_{m=1}^M \log \left( 1 + \frac{p_m h_m^2}{N_0} \right) +$$

$$\eta_1 \left( \bar{p}_{\text{INT}} - \Omega_1 \sum_{m=1}^M p_m g_m^2 \right) + \eta_2 \left( p_T - \sum_{m=1}^M p_m \right) \quad (12)$$

式(12)中  $\eta_1$  和  $\eta_2$  是拉格朗日乘子。最优功率值可以由  $\frac{\partial L(\{p_m\})}{\partial p_m} = 0 (m = 1, 2, \dots, M)$  求得, 表示为

$$p_m^* = \left[ \frac{\Omega_0}{\eta_1 \Omega_1 g_m^2 + \eta_2} - \frac{N_0}{h_m^2} \right]^+ \quad (13)$$

式(13)中 $[x]^+$ 表示取0和 $x$ 中的最大值； $\eta_1$ 和 $\eta_2$ 的取值通过迭代更新获得，表示为

$$\begin{cases} \eta_1^{(n+1)} = \eta_1^{(n)} + u_1 \left[ \bar{p}_{\text{INT}} - \Omega_1 \sum_{m=1}^M p_m^* g_m^2 \right]^+ \\ \eta_2^{(n+1)} = \eta_2^{(n)} + u_2 \left[ p_T - \sum_{m=1}^M p_m^* \right]^+ \end{cases} \quad (14)$$

式(14)中 $n$ 是迭代序号， $u_1 > 0$ 和 $u_2 > 0$ 为迭代步长。当 $\eta_1$ 和 $\eta_2$ 收敛时，满足约束条件 $\Omega_1 \sum_{m=1}^M p_m^* g_m^2 = \bar{p}_{\text{INT}}$ 和 $\sum_{m=1}^M p_m^* = p_T$ 。

固定 $\{p_m\} = \{p_m^*\}$ 并优化 $t_s$ ，此时优化问题式(10)演化为

$$\begin{aligned} \max_{t_s} R &= \Psi_0 \frac{T(k) - t_s}{T} \left( 1 - Q(\alpha + \beta \sqrt{t_s}) \right)^k \\ \text{s.t.} \quad \Psi_1 &\leq t_s \leq T(k) \end{aligned} \quad (15)$$

在式(15)中， $\Psi_0 = P_0 \sum_{m=1}^M \log \left( 1 + \frac{P_m^* h_m^2}{N_0} \right)$ 和 $\Psi_1 = T(k) - T \frac{\bar{p}_{\text{INT}}}{\sum_{m=1}^M p_m^* g_m^2}$ 均为常数。依据文献[20]，可

以说明式(15)是凸优化问题。 $R$ 关于函数 $t_s$ 的导数表示为

$$\begin{aligned} \nabla R(t_s) &= -\frac{\Psi_0}{T} \left( 1 - Q(\alpha + \beta \sqrt{t_s}) \right)^k + \\ &\Psi_0 \beta k \frac{T(k) - t_s}{2\sqrt{2\pi} t_s T} \left( 1 - Q(\alpha + \beta \sqrt{t_s}) \right)^{k-1} \\ &\exp \left( -\frac{(\alpha + \beta \sqrt{t_s})^2}{2} \right) \end{aligned} \quad (16)$$

显然，当 $t_s \rightarrow 0$ 时， $\nabla R(t_s) \rightarrow +\infty$ ；当 $t_s \rightarrow T(k)$ 时， $\nabla R(t_s) < 0$ 。因此，在区间 $[0, T(k)]$ 内存在 $\bar{t}_s$ 使得 $\nabla R(\bar{t}_s) = 0$ ，而 $R(t_s)$ 先增加后减小表明， $R(\bar{t}_s)$ 是最大值。 $\bar{t}_s$ 可以通过二分法求得，描述如算法1所示。

**算法1** 二分法求解最优感知时间

- 1) 初始化 $t_{\min} = 0$ 和 $t_{\max} = T(k)$
- 2) 令 $t_s = \frac{t_{\min} + t_{\max}}{2}$

3) 如果 $\nabla R(t_s) \geq 0$ ，则令 $t_{\min} = t_s$ ；如果 $\nabla R(t_s) < 0$ ，则令 $t_{\max} = t_s$

4) 重复步骤2)和步骤3)，直到 $t_{\min}$ 和 $t_{\max}$ 近似相等，输出 $\bar{t}_s = \frac{t_{\min} + t_{\max}}{2}$

因为 $t_s \geq \Psi_1$ ，因此式(15)的最优解表示为

$$t_s^* = \max(\Psi_1, \bar{t}_s) \quad (17)$$

式(17)中 $\max(x, y)$ 表示 $x$ 和 $y$ 中的最大值。

利用ADO算法求解联合最优解，即交替迭代优化 $\{p_m\}$ 和 $t_s$ 直至目标函数值收敛。根据目标函数的凸优化特性，每次迭代过程中 $R$ 值非减，表示为 $R(t_s^{(n)}, \{p_m^{(n)}\}) \leq R(t_s^{(n)}, \{p_m^{(n+1)}\}) \leq R(t_s^{(n+1)}, \{p_m^{(n+1)}\})$  (18)

因此，当目标函数 $R$ 值收敛时， $\{p_m\}$ 和 $t_s$ 均收敛，描述如算法2所示。

**算法2** ADO算法联合优化感知时间和功率

- 1) 初始化 $n=1$ ， $t_s^{(n)}$ 为属于 $0 \sim T(k)$ 的任意数， $\{p_m^{(n)}\} = \{0\}$
  - 2) 给定 $t_s^{(n)}$ ，利用式(13)求解最优功率 $\{p_m^*\}$ ，并令 $\{p_m^{(n+1)}\} = \{p_m^*\}$
  - 3) 给定 $\{p_m^{(n+1)}\}$ ，利用算法1求解 $t_s^*$ ，并令 $t_s^{(n+1)} = t_s^*$
  - 4) 令 $n=n+1$ ，并计算 $R$ 值
  - 5) 重复步骤2)到步骤4)直至 $R$ 值收敛
- 最后采用枚举法求解 $k$ 的最优值，表示为
- $$k^* = \arg \max_{k=1,2,\dots,K} R(k, t_s = t_s^*, \{p_m\} = \{p_m^*\}) \quad (19)$$

## 4 分簇算法

认知物联网分簇需要保证较好的频谱感知性能，同时尽可能降低簇头节点之间的协作开销。频谱感知性能主要由检测概率决定，而协作开销主要由簇头节点间的距离决定，因此要选择检测概率较高和距离较近的节点作为簇头。节点分簇和簇头选择描述如算法3所示。

**算法3** 节点分簇和簇头选择

- 1) 选择距离最近的 $K$ 个节点作为初始簇头
- 2) 将其他节点归类到距离最近的簇头作为簇内节点
- 3) 重新选择每个簇内检测概率最高的节点作为簇头
- 4) 重复步骤2)和步骤3)直至簇头节点不再改变

### 5 仿真分析

在仿真中，帧时间  $T=10$  ms，主用户空闲概率  $P_0=0.5$ ，物联网节点数  $M=100$ ，感知采样频率  $f_s=100$  kHz，簇头节点数  $K=10$ ，簇头协作开销  $\xi=0.5$  ms，总功率  $p_T=100$  mW，噪声功率  $N_0=0.01$  mW，所有信道均服从瑞利分布。

图3给出了传输速率随感知时间和簇头数的变化。由图3可知，传输速率  $R$  有最大值，证明了优化问题存在唯一最优解，因此联合优化算法具有可行性。图4表示传输速率随感知时间的变化，可以看出  $R$  随  $t_s$  的增加具有先增加后减小的趋势，因为当  $t_s$  较小时，虚警概率较高导致频谱接入概率低；当  $t_s$  较大时，感知时间较长导致传输时间短。因此，感知性能和传输速率之间存在性能折中，需要合理选择感知时间。此外，传输速率随检测概率的减小而提高，表明当检测概率最小时，传输速率能够达到最大，验证了简化优化问题式(10)的正确性。

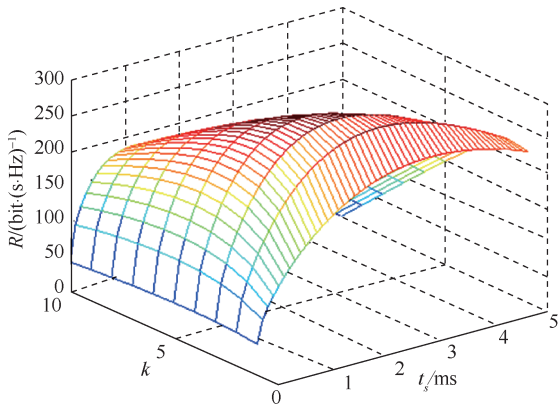


图3 传输速率随感知时间和簇头数的变化

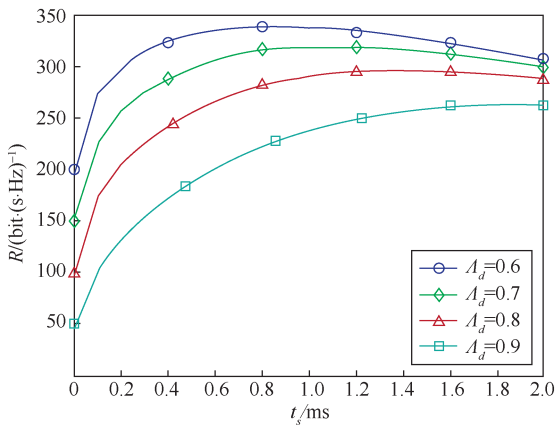


图4 传输速率随感知时间的变化

不同方法的传输速率比较如图5所示，比较了以下4种方案的传输速率：本文所提方案、单节点频谱感知方案、簇头全协作频谱感知方案和节点等功率分配方案。由图5可以看出，本文所提方案在信噪比较低时传输速率最高且性能显著；当信噪比较高时，本文所提方案性能与单节点频谱感知方案性能趋于相同，此时簇头全协作频谱感知方案在性能上没有明显提升。因此为了降低协作开销，优化后  $K=1$ ，即簇头全协作频谱感知退化为单节点感知，此时两者的复杂度完全相同。簇头全协作频谱感知方案因为协作开销大导致性能较差，而节点等功率分配方案由于无法根据信道自适应分配功率导致其传输速率最低。图6为传输速率随干扰功率的变化，由图6可以看出，传输速率随干扰功率的增加而提高，表明传输速率增加会带来更多干扰，因此为了降低对主用户的干扰，需要控制传输速率。图7为优化算法求解和理论最优值比较，由图7可以看出，优化算法求解能够很好地逼近理论最优值。

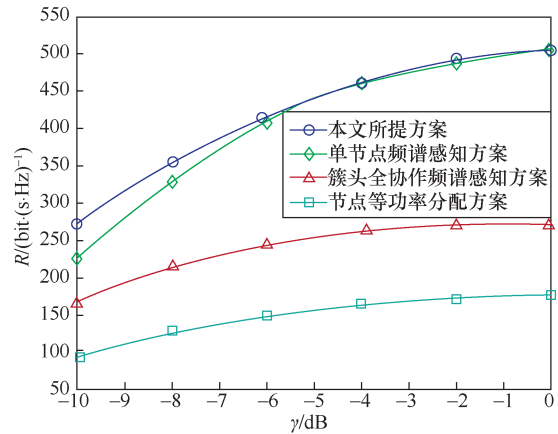


图5 不同方法的传输速率比较

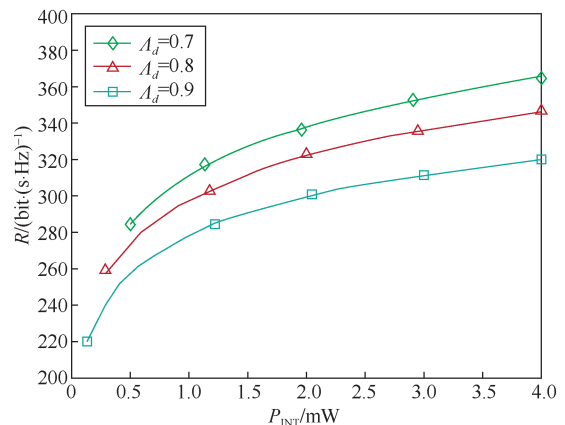


图6 传输速率随干扰功率的变化

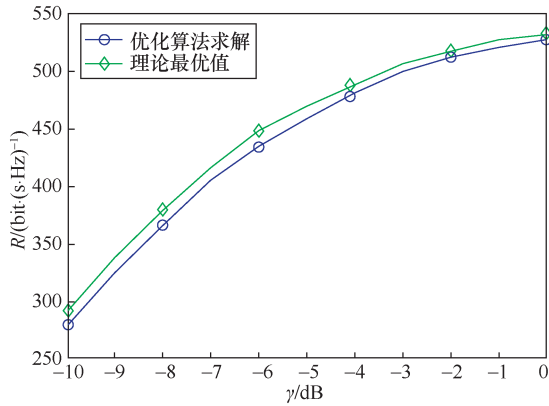


图 7 优化算法求解和理论最优值比较

## 6 结束语

本文提出分簇认知物联网, 并对物联网感知时间、簇头节点和功率进行了联合资源分配。设计了分簇认知物联网的网络模型和帧结构, 推导出传输速率和干扰功率。通过建立优化模型, 在约束最小检测概率、最大干扰功率和总功率的基础上, 最大化认知物联网传输速率, 并基于 ADO 算法提出联合优化算法求解优化问题。提出认知物联网节点分簇和簇头选择算法, 在保证较高频谱感知性能的同时, 降低簇头协作开销。仿真结果表明, 本文所提方案通过联合资源优化能够获得最大传输速率, 且相比于传统方案具有明显的性能优势。但传输速率的增加会带来更多干扰, 因此需要控制传输速率, 下一步将研究分簇认知物联网的路由选择机制。

## 参考文献:

- [1] MITOLA J. Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2011, 6(5): 435-441.
- [2] HU F, CHEN B, ZHU K. Full spectrum sharing in cognitive radio networks toward 5G: a survey[J]. *IEEE Access*, 2018(6): 15754-15776.
- [3] LIU X, JIA M, NA Z. Multi-modal cooperative spectrum sensing based on dempster-shafer fusion in 5G-based cognitive radio[J]. *IEEE Access*, 2018(6): 199-208.
- [4] GHASEMI A, SOUSA E S. Spectrum sensing in cognitive radio networks: requirements, challenges and design trade-offs[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2008, 46(4): 32-39.
- [5] LIU X, HE D, JIA M. 5G-based wideband cognitive radio system design with cooperative spectrum sensing[J]. *Physical Communication*, 2017(25): 539-545.
- [6] JIA M, LIU X, GU X, et al. Joint cooperative spectrum sensing and channel selection optimization for satellite communication systems based on cognitive radio[J]. *International Journal of Satellite Communications and Networking*, 2017, 35(2): 139-150.
- [7] LIU L, LIU F, YANG L, et al. A preload cooperative sensing scheme

with low overhead in cognitive radio networks[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2016, 16(9): 1148-1157.

- [8] 刘鑫, 仲伟志, 井庆丰. 认知无线电多时隙联合频谱感知方法及优化[J]. *电子学报*, 2015, 43(5): 895-900.  
LIU X, ZHONG W Z, JING Q F. Multi-slot cooperative spectrum sensing method with optimization in cognitive radio[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(5): 895-900.
- [9] 孙玉. 我国物联网产业发展趋势[J]. *物联网学报*. 2017, 1(3): 1-5.  
SUN Y. Development trend of IoT industry in China[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2017, 1(3): 1-5.
- [10] 郭贺铨. 物联网技术与应用的新进展[J]. *物联网学报*, 2017, 1(1): 1-6.  
WU H Q. Technology and application progress of Internet of things[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2017, 1(1): 1-6.
- [11] CHEN X, XING L, QIU T, et al. An auction-based spectrum leasing mechanism for mobile macro-femtocell networks of IoT[J]. *Sensors*, 2017, 17(2): 1-22.
- [12] WU Q, DING G, XU Y, et al. Cognitive Internet of things: a new paradigm beyond connection[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2014, 1(2): 129-143.
- [13] ZHANG X, MA Y, QI H, et al. Distributed compressive sensing augmented wideband spectrum sharing for cognitive IoT[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(4): 3234-3245.
- [14] EJAZ W, IBNKAHLA M. Multiband spectrum sensing and resource allocation for IoT in cognitive 5G networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(1): 150-163.
- [15] HAN R, GAO Y, WU C, et al. An effective multi-objective optimization algorithm for spectrum allocations in the cognitive-radio-based Internet of things[J]. *IEEE Access*, 2018(6): 12858-12867.
- [16] LIANG Y, ZENG Y, PEH E C Y, et al. Sensing-through put trade off for cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(4): 1326-1337.
- [17] LIU X, BI G, GUAN Y L, et al. Joint optimisation algorithm of cooperative spectrum sensing with cooperative overhead and sub-band transmission power for wideband cognitive radio network[J]. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 2015, 26(4): 586-597.
- [18] TIAN R, MA L, WANG Z, et al. Cognitive interference alignment schemes for IoT oriented heterogeneous two-tier networks[J]. *Sensors*, 2018, 18(8): 1-18.
- [19] LIU X, MIN J, TAN X. Threshold optimization of cooperative spectrum sensing in cognitive radio network[J]. *Radio Science*, 2013, 48(1): 23-32.
- [20] LIU X, LI F, NA Z. Optimal resource allocation in simultaneous cooperative spectrum sensing and energy harvesting for multichannel cognitive radio[J]. *IEEE Access*, 2017(5): 3801-3812.

## [作者简介]



刘鑫(1984-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 博士, 大连理工大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为认知无线电、传感器网络和物联网等。