

能量收集认知多跳中继网络中断性能分析及优化

罗 轶^① 孔静恬^① 董 健^{*②} 余青青^① 黄 慧^③ 黄正宇^①

^①(湖南师范大学智能计算与语音信息处理湖南省重点实验室 长沙 410081)

^②(中南大学计算机学院 长沙 410075)

^③(华南理工大学电子与信息学院 广州 510641)

摘 要: 针对能量收集认知无线网络中的多跳中继传输问题, 该文构建了一种新的具有主网络干扰的功率信标(PB)辅助能量收集认知多跳中继网络模型, 并提出单向传输方案。在干扰链路统计信道状态信息场景下, 推导了次网络精确和渐近总中断概率闭合式。针对精确总中断概率表达式的复杂性和非凸性, 采用自适应混沌粒子群优化(ACPSO)算法对次网络总中断性能进行优化。仿真结果表明, PB功率、干扰约束、次网络跳数、能量收集比率、主接收端数目和信道容量阈值等参数对中断性能影响显著, 所提算法能快速和有效地对网络中断性能进行优化。

关键词: 认知无线电; 多跳中继网络; 能量收集; 中断概率

中图分类号: TN925

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)10-2920-08

DOI: [10.11999/JEIT200702](https://doi.org/10.11999/JEIT200702)

Outage Performance Analysis and Optimization of Energy Harvesting Cognitive Multihop Relay Networks

LUO Yi^① KONG Jingtian^① DONG Jian^② SHE Qingqing^①

HUANG Hui^③ HUANG Zhengyu^①

^①(Hunan Provincial Key Laboratory of Intelligent Computing and Language Information Processing, Hunan Normal University, Changsha 410081, China)

^②(School of Computer Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

^③(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: Considering the problems of multihop relay transmission in energy harvesting cognitive radio networks, a novel Power Beacon (PB) assisted energy harvesting cognitive multihop relay network model with primary network interference is proposed, and a one-way transmission scheme is proposed. In the scenario of interference link statistical channel state information, the closed-form formulas of exact and asymptotic total outage probability are derived. In view of the complexity and nonconvexity of the exact total outage probability expression, the Adaptive Chaos Particle Swarm Optimization (ACPSO) algorithm is used to optimize the total outage performance of the secondary network. Simulation results show that the parameters such as PB's power, interference constraint, number of secondary network hops, energy harvesting ratio, the number of primary receivers and channel capacity threshold have significant impacts on outage performance, the proposed algorithm can quickly and effectively optimize the network outage performance.

Key words: Cognitive radio; Multihop relay networks; Energy harvesting; Outage probability

收稿日期: 2020-08-10; 改回日期: 2021-02-05; 网络出版: 2021-03-22

*通信作者: 董健 dong0531@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61971450), 湖南省科技计划项目(2018TP1018), 湖南省自然科学基金(2018JJ2533)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61971450), The Hunan Provincial Science and Technology Project Foundation (2018TP1018), The Natural Science Foundation of Hunan Province (2018JJ2533)

1 引言

为了使能量受限无线系统实现自持运行, 射频能量收集(Radio Frequency Energy Harvesting, RF-EH)技术^[1,2]在近几年得到深入研究。随着源节点和目的节点间距增大, 两跳中继网络(Relay Networks, RNs)已不能满足通信要求^[3], 因此近来具有RF-EH的多跳RNs已引起广泛关注。文献^[4]讨论了

采用携能通信方式以及两种中继协议从相邻节点收集能量的多跳RNs最大吞吐量。同时为了提高频谱利用率, 认知无线电与多跳EH-RNs结合, 形成了新的能量收集认知多跳中继网络(Energy Harvesting Cognitive MultiHop Relay Networks, EH-CMHRNs)。文献[5]推导了具有单主发送端(Primary Transmitter, PT)和主接收端(Primary Receiver, PR)的EH-CMHRNs中断概率。文献[6]研究了协作多跳EH-CRNs在联合功率分配和路径选择下的次网络(Secondary Network, SN)中断性能。文献[7]则提出了由中继簇构成的多跳EH-CRNs, 并推导了SN中断概率和吞吐量的解析式。与文献[2]和文献[4-7]中采用从主网络(Primary Network, PN)或SN节点收集能量方式不同, 文献[8]采用功率信标(Power Beacon, PB)为具有单PR的EH-CMHRNs提供能量。文献[9]则构建了一个具有多PR的多PB辅助EH-CMHRNs, 并采用自适应权重粒子群算法对SN中断性能进行优化。Poornima等人^[10]则分析了具有多PR和PT的PB辅助EH-CMHRNs中断性能。文献[11]讨论了具有单PR的PB辅助EH-CMHRNs在 $\kappa - \mu$ 衰落信道下的SN中断性能。文献[12]则将EH-CRNs拓展到了物联网应用领域, 构建了PB辅助能量收集认知多跳蜂窝式设备到设备通信系统模型。值得注意的是, 以上文献研究均假设RF-EH电路始终处于激活状态, SN节点总能实时获取其到PR链路的瞬时信道状态信息(Channel State Information, CSI)。但在实际网络中, 信道衰落严重或SN与PN间协作不佳, 导致RF-EH电路不能被激活或完整CSI无法实时获取。

与上述文献所作的研究不同, 本文的创新点和贡献如下: (1)构建了新的具有PN干扰的PB辅助能量收集认知多跳中继网络模型, SN节点同时从PB和PT节点射频信号中收集能量。(2)从工程应用实际出发, 模型采用较易获得的干扰链路统计CSI, 并考虑了接收信号功率过小无法激活SN节点RF-EH电路所导致的SN功率中断问题。(3)推导出了SN功率中断概率、信道中断概率和总中断概率的精确和渐近闭合式, 并采用自适应混沌粒子群优化(Adaptive Chaos Particle Swarm Optimization, ACPSO)算法对SN总中断概率进行优化。

2 网络模型

本文考虑一种具有PN干扰的PB辅助EH-CMHRNs模型, 如图1所示。PN包括PT节点 B 和PR节点 D_n , $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。SN则由 R_k , $k \in \{1, 2, \dots, K+1\}$ 组成, R_k 从PB节点 W 的射频信号中收集

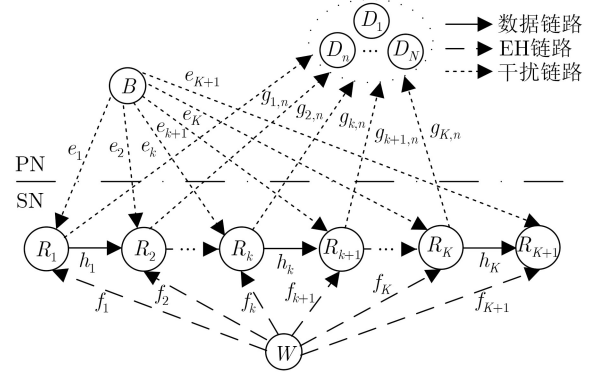


图1 网络模型

能量, 源节点 R_1 通过采用译码转发(Decode-and-Forward, DF)模式的中间中继节点 $R_2 \sim R_K$ 将信息逐跳传送给目的节点 R_{K+1} , 且 R_k 仅能接收到 B 和 R_{k-1} 的信号。所有节点均安装单天线, 采用半双工方式工作。SN采用衬底(underlay)方式与PN共享授权频谱。 $|e_k|^2(d_{B,R_k})$ 和 $f_k^2(d_{W,R_k})$ 则分别表示 B 和 W 到 R_k 链路的信道功率增益(距离)。 $|g_{k,n}|^2(d_{k,n})$ 和 $|h_k|^2(d_{R_k})$ 则分别表示 R_k 到 D_n 和 R_{k+1} 链路的信道功率增益(距离)。假设网络中的链路均为准静态非频率选择性Rayleigh衰落信道^[9,11]。假设 N 个PR紧绕同一中心点分布^[9], 因此 $|g_{k,n}|^2$ 是独立同分布的随机变量。 $|h_k|^2$, $|f_k|^2$, $|g_{k,n}|^2$ 和 $|e_k|^2$ 是分别服从数学期望为 $1/\lambda_k$, $1/\beta_k$, $1/\omega_k$ 和 $1/\theta_k$ 的指数分布随机变量, 且 $\lambda_k = d_{R_k}^\xi$, $\beta_k = d_{W,R_k}^\xi$, $\omega_k = d_{k,n}^\xi$, $\theta_k = d_{B,R_k}^\xi$, ξ 为路径损耗指数。

在每个帧周期 T 的前 αT 时段, R_k 的RF-EH电路开启, 其收集到的能量为

$$E_{R_k} = \eta (P_t Z_k + P_0 G_k) \alpha T \quad (1)$$

其中, $Z_k = |f_k|^2$, $G_k = |e_k|^2$, $0 < \eta \leq 1$ 为能量转换效率, P_t 和 P_0 分别为 W 和 B 的发射功率。随后的 $(1-\alpha)T$ 时段被均分为 K 个时隙以供SN的 K 跳传输, 在此期间所有SN节点的RF-EH电路同时关闭。假设 R_k 收集到的能量全部用于数据传输, 且 R_k 的蓄电装置存在漏电导致每帧结束时如有剩余能量将会被完全泄漏, 而不能用于下一帧传输^[9,11]。

假设SN和PN之间协作受限, R_k 只能获得其到 D_n 链路的统计CSI, 且受 D_n 所能容忍的最大干扰信号功率(PN干扰约束) P_l 限制, R_k 的发射功率 $P_{T,k}$ 服从^[13]

$$\Pr \{P_{T,k} Y_k > P_l\} \leq \varepsilon \quad (2)$$

其中, ε 为容忍误差, $Y_k = \max_{n=1,2,\dots,N} |g_{k,n}|^2$ 。 Y_k 的累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)和概率密度函数(Probability Density Function, PDF)分别为

$$F_{Y_k}(y_k) = (1 - e^{-\omega_k y_k})^N$$

$$= \sum_{n=0}^N \binom{N}{n} (-1)^n e^{-n\omega_k y_k} \quad (3)$$

$$f_{Y_k}(y_k) = N\omega_k \sum_{n=0}^{N-1} \binom{N-1}{n} (-1)^n e^{-(n+1)\omega_k y_k} \quad (4)$$

根据式(2)和式(3), $P_{T,k}$ 可计算为

$$\gamma_{R_{k+1}} = \frac{\min(\rho(P_t Z_k + P_0 G_k), -\omega_k P_1 / \ln(1 - \sqrt[N]{1-\varepsilon})) X_k}{\sigma^2 + P_0 G_{k+1}} \quad (7)$$

其中, $\rho = \frac{\alpha\eta K}{1-\alpha}$, $X_k = |h_k|^2$, σ^2 为 R_{k+1} 的加性复高斯白噪声方差。为了便于计算SN中断概率, 本文首先分别推导 $U_k = P_t Z_k + P_0 G_k$ 和 $V_k = (\sigma^2 + P_0 G_{k+1})/X_k$ 的CDF和PDF为

$$F_{U_k}(u_k) = \int_0^{\frac{u_k}{P_t}} F_{G_k} \left(\frac{u_k - P_t z_k}{P_0} \right) f_{Z_k}(z_k) dz_k$$

$$= 1 - \frac{P_t \theta_k e^{-\frac{\beta_k u_k}{P_t}} - P_0 \beta_k e^{-\frac{\theta_k u_k}{P_0}}}{P_t \theta_k - P_0 \beta_k} \quad (8)$$

$$f_{U_k}(u_k) = \frac{\partial F_{U_k}(u_k)}{\partial u_k} = \frac{e^{-\frac{\beta_k u_k}{P_t}} - e^{-\frac{\theta_k u_k}{P_0}}}{P_t / \beta_k - P_0 / \theta_k} \quad (9)$$

$$F_{V_k}(v_k) = 1 - \Pr \left\{ \frac{\sigma^2 + P_0 G_{k+1}}{X_k} > v_k \right\}$$

$$= 1 - \frac{\lambda_k P_0 e^{\frac{\theta_{k+1} \sigma^2}{P_0}}}{\lambda_k P_0 + \theta_{k+1} v_k} \quad (10)$$

$$f_{V_k}(v_k) = \frac{\partial F_{V_k}(v_k)}{\partial v_k} = \frac{\lambda_k \theta_{k+1} P_0 e^{\frac{\theta_{k+1} \sigma^2}{P_0}}}{(\theta_{k+1} v_k + \lambda_k P_0)^2} \quad (11)$$

3 SN总中断概率分析

在本文网络模型中, SN传输发生中断的原因主要是以下两点: (1) R_k 的RF-EH电路未被激活导致的功率中断; (2)SN数据传输链路信道质量不佳所致的信道中断。

在RF-EH系统中, 节点接收的信号功率必须

$$P_{\text{out},C,k}(\gamma_{\text{th}}) = \Pr \left\{ \min \left(\rho U_k, \omega_k P_1 / \ln \left(\frac{1}{1 - \sqrt[N]{1-\varepsilon}} \right) \right) / V_k < \gamma_{\text{th}} \right\}$$

$$= \Pr \left\{ U_k > \frac{-\omega_k P_1}{\rho \ln(1 - \sqrt[N]{1-\varepsilon})}, \frac{-\omega_k P_1}{V_k \ln(1 - \sqrt[N]{1-\varepsilon})} < \gamma_{\text{th}} \right\} + \Pr \left\{ U_k < \frac{-\omega_k P_1}{\rho \ln(1 - \sqrt[N]{1-\varepsilon})}, \frac{\rho U_k}{V_k} < \gamma_{\text{th}} \right\} \quad (16)$$

$\vartheta_1(\gamma_{\text{th}})$ $\vartheta_2(\gamma_{\text{th}})$

其中, $\vartheta_1(\gamma_{\text{th}})$ 和 $\vartheta_2(\gamma_{\text{th}})$ 可以分别计算为

$$P_{T,k} \leq \omega_k P_1 / \ln \left(\frac{1}{1 - \sqrt[N]{1-\varepsilon}} \right) \quad (5)$$

由于 R_k 的发射功率还受其收集到的能量限制, 所以 R_k 的实际发射功率为

$$P_{R_k} = \min \left(\frac{E_{R_k}}{(1-\alpha)T/K}, -\omega_k P_1 / \ln(1 - \sqrt[N]{1-\varepsilon}) \right) \quad (6)$$

R_{k+1} 的接收信干噪比(Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR)为

$$\gamma_{R_{k+1}} = \frac{\min(\rho(P_t Z_k + P_0 G_k), -\omega_k P_1 / \ln(1 - \sqrt[N]{1-\varepsilon})) X_k}{\sigma^2 + P_0 G_{k+1}} \quad (7)$$

不小于阈值 ζ 才能激活RF-EH电路收集能量, ζ 的取值范围一般为 $-30 \sim -10$ dBm^[1]。本文将SN节点接收信号功率小于 ζ 的概率定义为功率中断概率。因此, R_k 的功率中断概率为

$$P_{\text{out,EH},k}(\zeta) = \Pr \{U_k < \zeta\}$$

$$= 1 - \frac{P_t \theta_k e^{-\frac{\beta_k \zeta}{P_t}} - P_0 \beta_k e^{-\frac{\theta_k \zeta}{P_0}}}{P_t \theta_k - P_0 \beta_k} \quad (12)$$

SN的功率中断概率则为

$$P_{\text{out,EH}}(\zeta) = 1 - \prod_{k=1}^K [1 - P_{\text{out,EH},k}(\zeta)]$$

$$= 1 - \prod_{k=1}^K \left[\frac{P_t \theta_k e^{-\frac{\beta_k \zeta}{P_t}} - P_0 \beta_k e^{-\frac{\theta_k \zeta}{P_0}}}{P_t \theta_k - P_0 \beta_k} \right] \quad (13)$$

本文将SN的端到端SINR小于 γ_{th} 的概率定义为SN信道中断概率, 可表示为

$$P_{\text{out},C}(\gamma_{\text{th}}) = 1 - \prod_{k=1}^K [1 - P_{\text{out},C,k}(\gamma_{\text{th}})] \quad (14)$$

其中, $P_{\text{out},C,k}(\gamma_{\text{th}})$ 为SN第 k 跳的信道中断概率, $\gamma_{\text{th}} = 2^{NR_{\text{th}}/(1-\alpha)} - 1$, R_{th} 为SN端到端的信道容量阈值。因此SN总中断概率为

$$P_{\text{out}}(\zeta, \gamma_{\text{th}}) = P_{\text{out,EH}}(\zeta) + [1 - P_{\text{out,EH}}(\zeta)] P_{\text{out},C}(\gamma_{\text{th}}) \quad (15)$$

3.1 精确总中断概率

SN第 k 跳的精确信道中断概率可以表示为

$$\begin{aligned} \vartheta_1(\gamma_{\text{th}}) &= \Pr \left\{ U_k > \frac{-\omega_k P_1}{\rho \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon})} \right\} \Pr \left\{ V_k > \frac{-\omega_k P_1}{\gamma_{\text{th}} \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon})} \right\} \\ &= \frac{\left[P_t \theta_k e^{\frac{\beta_k \omega_k P_1}{P_t \rho \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon})}} - P_0 \beta_k e^{\frac{\theta_k \omega_k P_1}{P_0 \rho \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon})}} \right] \lambda_k P_0 e^{\frac{\theta_{k+1} \sigma^2}{P_0}} \gamma_{\text{th}} \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon})}{(P_t \theta_k - P_0 \beta_k) [\lambda_k P_0 \gamma_{\text{th}} \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon}) - \theta_{k+1} \omega_k P_1]} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\vartheta_2(\gamma_{\text{th}}) = \frac{\lambda_k \beta_k \theta_k P_0 \gamma_{\text{th}} e^{\frac{\theta_{k+1} \sigma^2}{P_0}}}{\theta_{k+1} \rho (P_t \theta_k - P_0 \beta_k)} \int_0^{\frac{-\omega_k P_1}{\rho \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon})}} \frac{e^{-\frac{\beta_k u_k}{P_t}} - e^{-\frac{\theta_k u_k}{P_0}}}{\lambda_k P_0 \gamma_{\text{th}} / (\theta_{k+1} \rho) + u_k} du_k \quad (18)$$

依据文献[14]中的式(3.352.1), 式(18)可以写为

$$\begin{aligned} \vartheta_2(\gamma_{\text{th}}) &= \frac{\lambda_k \beta_k \theta_k P_0 \gamma_{\text{th}} e^{\frac{\theta_{k+1} \sigma^2}{P_0}}}{\theta_{k+1} \rho (P_t \theta_k - P_0 \beta_k)} \left\{ e^{\frac{\lambda_k \beta_k P_0 \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho P_t}} \left[\text{Ei} \left(\frac{\beta_k \omega_k P_1}{P_t \rho \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon})} - \frac{\lambda_k \beta_k P_0 \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho P_t} \right) - \text{Ei} \left(-\frac{\lambda_k \beta_k P_0 \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho P_t} \right) \right] \right. \\ &\quad \left. - e^{\frac{\lambda_k \theta_k \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho}} \left[\text{Ei} \left(\frac{\theta_k \omega_k P_1}{P_0 \rho \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon})} - \frac{\lambda_k \theta_k \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho} \right) - \text{Ei} \left(-\frac{\lambda_k \theta_k \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho} \right) \right] \right\} \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\text{Ei}(\cdot)$ 为指数积分函数。将式(16)代入式(14)可得SN精确信道中断概率 $P_{\text{out,C}}(\gamma_{\text{th}})$ 。将式(14)和式(13)代入式(15)可得SN的精确总中断概率

$$P_{\text{out,C,k}}^0(\gamma_{\text{th}}) = \Pr \left\{ \omega_k P_1 / \left[V_k \ln \left(\frac{1}{1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon}} \right) \right] < \gamma_{\text{th}} \right\} = \frac{\lambda_k P_0 e^{\frac{\theta_{k+1} \sigma^2}{P_0}} \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon}) \gamma_{\text{th}}}{\lambda_k P_0 \ln(1 - \sqrt[N]{1 - \varepsilon}) \gamma_{\text{th}} - \theta_{k+1} \omega_k P_1} \quad (20)$$

将式(20)代入式(14)中的 $P_{\text{out,C,k}}(\gamma_{\text{th}})$, 可得在严格干扰约束条件下的SN渐近信道中断概率 $P_{\text{out,C}}^0(\gamma_{\text{th}})$, 再将 $P_{\text{out,C}}^0(\gamma_{\text{th}})$ 和式(13)分别代入式(15)

$$\begin{aligned} P_{\text{out,C,k}}^\infty(\gamma_{\text{th}}) &= 1 - \Pr \left\{ U_k > \frac{V_k \gamma_{\text{th}}}{\rho} \right\} \\ &= 1 - \frac{\lambda_k P_0 e^{\frac{\theta_{k+1} \sigma^2}{P_0}}}{\theta_{k+1} (P_t \theta_k - P_0 \beta_k)} \left[\int_0^\infty \frac{P_t \theta_k e^{-\frac{\beta_k v_k \gamma_{\text{th}}}{P_t \rho}}}{(v_k + \lambda_k P_0 / \theta_{k+1})^2} dv_k - \int_0^\infty \frac{P_0 \beta_k e^{-\frac{\theta_k v_k \gamma_{\text{th}}}{P_0 \rho}}}{(v_k + \lambda_k P_0 / \theta_{k+1})^2} dv_k \right] \end{aligned} \quad (21)$$

依据文献[14]中的式(3.353.3), 式(21)可以表示为

$$\begin{aligned} P_{\text{out,C,k}}^\infty(\gamma_{\text{th}}) &= 1 - \frac{\lambda_k P_0 e^{\frac{\theta_{k+1} \sigma^2}{P_0}}}{\theta_{k+1} (P_t \theta_k - P_0 \beta_k)} \left[\frac{\theta_k \beta_k \gamma_{\text{th}}}{\rho} e^{\frac{\lambda_k \beta_k P_0 \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho P_t}} \text{Ei} \left(-\frac{\lambda_k \beta_k P_0 \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho P_t} \right) \right. \\ &\quad \left. - \frac{\theta_k \beta_k \gamma_{\text{th}}}{\rho} e^{\frac{\lambda_k \theta_k \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho}} \text{Ei} \left(-\frac{\lambda_k \theta_k \gamma_{\text{th}}}{\theta_{k+1} \rho} \right) + \frac{\theta_{k+1}}{\lambda_k P_0} (P_t \theta_k - P_0 \beta_k) \right] \end{aligned} \quad (22)$$

将式(22)代入式(14)中的 $P_{\text{out,C,k}}(\gamma_{\text{th}})$, 可得在宽松干扰约束条件下的SN渐近信道中断概率 $P_{\text{out,C}}^\infty(\gamma_{\text{th}})$, 再将 $P_{\text{out,C}}^\infty(\gamma_{\text{th}})$ 和式(13)分别代入式(15)中的 $P_{\text{out,C}}(\gamma_{\text{th}})$ 和 $P_{\text{out,EH}}(\zeta)$, 可得在宽松干扰约束条件下的SN渐近总中断概率 $P_{\text{out}}^\infty(\zeta, \gamma_{\text{th}})$ 。

4 SN总中断性能优化

信道功率增益是服从指数分布的随机变量, 难以具体确定, 因此本文将 α 和 P_t 作为变量对SN的总中断概率进行优化, 该最优化问题可以建模为

$P_{\text{out}}(\zeta, \gamma_{\text{th}})$ 。

3.2 渐近总中断概率

当 $P_1 \ll P_t + P_0$ 时, 式(16)可以改写为

中的 $P_{\text{out,C}}(\gamma_{\text{th}})$ 和 $P_{\text{out,EH}}(\zeta)$, 可得在严格干扰约束条件下的SN渐近总中断概率 $P_{\text{out}}^0(\zeta, \gamma_{\text{th}})$ 。

当 $P_1 \gg P_t + P_0$ 时, 式(16)可以改写为

$$\begin{aligned} \min_{P_t, \alpha} P_{\text{out}}(P_t, \alpha) &= P_{\text{out,EH}}(P_t, \alpha) \\ &\quad + [1 - P_{\text{out,EH}}(P_t, \alpha)] P_{\text{out,C}}(P_t, \alpha) \end{aligned} \quad (23)$$

s.t. $0 \leq P_t \leq P_{\text{max}}, 0 < \alpha \leq 1$

其中, P_{max} 为 W 发射功率的最大值, W 为PB节点。

式(13)、式(17)和式(19)在形式上的复杂性, 导致难以确定式(23)中目标函数的凹凸性, 因此无法采用传统的凸优化算法对目标函数进行优化。为了解决SN的总中断概率最小化问题, 本文采用ACPSO算法。与其它元启发式智能算法相比,

ACPSO算法具有搜索过程的简单性、实现的容易性和收敛的快速性，特别是当需要优化的参数数目较少时，其运算的开销较低^[15-17]。假设粒子的数目为 S ，粒子 s ， $s \in \{1, 2, \dots, S\}$ 的位置和速度分别用 $x_{s,l}$ 和 $v_{s,l}$ 表示， $l = 1, 2$ ， $x_{s,1}$ 和 $x_{s,2}$ 分别对应 P_t 和 α ，粒子 s 的速度和位置更新表达式分别为^[15]

$$v_{s,l}(t+1) = \omega_s(t) v_{s,l}(t) + c_1(t) r_1(t) [p_{s,l} - x_{s,l}(t)] + c_2(t) r_2(t) [p_{g,l} - x_{s,l}(t)] \quad (24)$$

$$x_{s,l}(t+1) = x_{s,l}(t) + v_{s,l}(t+1) \quad (25)$$

将 $x_{s,1}(t)$ 和 $x_{s,2}(t)$ 代入式(23)，可得第 t 次迭代时，粒子 s 对应的SN总中断概率适应度 $f_s(t)$ 。其中， $\omega_s(t)$ 为粒子 s 在第 t 次迭代时的惯性权重。为了提高算法的全局搜索能力，同时避免陷入局部最优值，本文采用自适应权重法对 $\omega_s(t)$ 进行自适应调整， $\omega_s(t)$ 为^[16]

$$\omega_s(t) = 1 / (1 + e^{-\phi_s}) \quad (26)$$

其中，粒子 s 适应度的相对变化量 $\phi_s = \frac{f_s(t) - f_s(t-1)}{f_s(t-1)}$ 。 $p_{s,l}$ 代表粒子 s 在第 l 维空间的个体最优值， $p_{g,l}$ 则代表粒子群在第 l 维空间的全局最优值。 $c_1(t)$ 和 $c_2(t)$ 均为正数，且分别表示第 t 次迭代时的自我和社会学习因子， $c_1(t)$ 和 $c_2(t)$ 的动态调整公式为^[17]

$$c_1(t) = 2.4 - 1.4t/L \quad (27)$$

$$c_2(t) = 0.9 + 1.6t/L \quad (28)$$

其中， L 为总迭代次数。 $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 为第 t 次迭代时 $[0,1]$ 之间均匀分布的随机数。本文采用Tent混沌映射产生 $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ ，并对粒子群的位置和速度进行初始化，其迭代公式为

$$J_{i+1} = \begin{cases} 2J_i, & J_i \in [0, 0.5] \\ 2(1 - J_i), & J_i \in [0.5, 1] \end{cases} \quad (29)$$

其中， $J_i \in [0, 1]$ ， $i = 1, 2, \dots$ 。本文采用群体适应度方差 $\varphi(t)$ 来反映第 t 次迭代时的粒子群聚集程度，其定义为

$$\varphi(t) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \left(\frac{f_s(t) - f_{\text{avg}}(t)}{\tau(t)} \right) \quad (30)$$

其中， $f_{\text{avg}}(t)$ 表示第 t 次迭代时的平均适应度， $\tau(t) = \max \left[1, \max_{s=1,2,\dots,S} |f_s(t) - f_{\text{avg}}(t)| \right]$ ， $s \in \{1, 2, \dots, S\}$ 。 $\varphi(t)$ 越小， $f_s(t)$ 越趋于收敛。

ACPSO算法的步骤如表1所示。

式(23)在形式上比式(24)—式(30)复杂得多，以致ACPSO算法的复杂度主要由总中断概率适应度的计算次数所决定。假设在每一次迭代中每一个粒子总中断概率适应度的计算复杂度为 H ，若式(23)在第 G^* 轮迭代后达到收敛，则ACPSO算法的计算复杂度可以表示为 $O(HSG^*)$ 。很显然，在粒子数目 S 给定且ACPSO算法能实现快速收敛的情况下，ACPSO算法的计算复杂度与 H 成正比。

5 仿真及分析

本节对SN中断性能进行了数值计算和 10^6 次Monte Carlo仿真。除非另有说明，网络系统模型中的仿真参数设置如下： $\zeta = -10$ dBm， $\xi = 2.5$ ， $\eta = 0.8$ ， $K = 2$ ， $\alpha = 0.3$ ， $P_{\text{max}} = 55$ dBm， $R_{\text{th}} = 0.6$ bps/Hz， $\sigma^2 = 10^{-11}$ ， $N = 3$ ， $\varepsilon = 0.3$ ， $S = 50$ ， $l = 2$ ， $L = 50$ ， R_1 ， R_{K+1} ， W ， B 和 D_n 在 X - Y 平面上的坐标分别为 $(-1,0)$ ， $(1,0)$ ， $(0,1)$ ， $(-1,1)$ 和 $(1,1)$ ，单位为m。 $R_2 \sim R_K$ 等间隔分布在 R_1 和 R_{K+1} 之间的 X 轴上。从图2—图7可以看出：Monte Carlo仿真曲线与理论分析的数值计算曲线高度吻合，从而证明了理论推导的正确性。

图2表现了节点 W 和 B 在 X - Y 平面上不同位置时，SN功率中断概率与 P_t 间关系。假设 $P_0 = 1$ dBm。从图2可以看出：(1)当节点 W 和 B 位置给定时，随着 P_t 增大，SN节点从 W 的射频信号中收集到的能量也会增大，导致SN功率中断概率降低。(2)当 P_t 给定时，SN节点会随着 W 和 B 与其的距离拉近而收集到更多能量，以致SN功率中断概率减小。

表1 ACPSO算法

输入： $\lambda_k, \beta_k, \omega_k, \theta_k, P_t, P_0, P_{\text{max}}, N, K, R_{\text{th}}, \varepsilon, \eta, \zeta, S, l$ 和 L ；
输出：全局最优值 P_t^* 和 α^* ；
(1)设置算法参数，采用式(29)分别对粒子 s ， $s = 1, 2, \dots, S$ 的位置和速度进行初始化。其中， $t=1$ ， $x_{s,1}(t) \in [0, P_{\text{max}}]$ ， $x_{s,2}(t) \in (0, 1]$ ， $v_{s,1}(t) \in [-\mu P_{\text{max}}, \mu P_{\text{max}}]$ ， $v_{s,2}(t) \in [-\mu, \mu]$ ， μ 为 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数，也由式(29)产生；
(2)将 $x_{s,1}(1)$ 和 $x_{s,2}(1)$ 代入式(23)，计算 $f_s(1)$ 。令 $p_{s,1} = x_{s,1}(1)$ ， $p_{s,2} = x_{s,2}(1)$ ， $p_{g,1} = x_{s^*,1}(1)$ ， $p_{g,2} = x_{s^*,2}(1)$ ， s^* 为 $f_s(1)$ 中最小值所对应的粒子；
(3)依据式(26)调整 $\omega_s(t)$ ；依据式(27)和式(28)分别调整 $c_1(t)$ 和 $c_2(t)$ ；依据式(29)调整 $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ ， $t \geq 1$ ；
(4)依据式(24)和式(25)更新 $v_{s,1}(t) = \min(\max(-\mu P_{\text{max}}, v_{s,1}(t)), \mu P_{\text{max}})$ 和 $v_{s,2}(t) = \min(\max(-\mu, v_{s,2}(t)), \mu)$ 以及 $x_{s,1}(t) = \min(\max(0, x_{s,1}(t)), P_{\text{max}})$ 和 $x_{s,2}(t) = \min(\max(0, x_{s,2}(t)), 1)$ ， $t \geq 2$ ；根据式(23)和式(30)分别计算 $f_s(t)$ 和 $\varphi(t)$ ， $t \geq 2$ ，计算更新 $p_{s,1}$ ， $p_{s,2}$ ， $p_{g,1}$ 和 $p_{g,2}$ ；
(5)若满足 $t > L$ 或 $\varphi(t) < 10^{-6}$ ，则停止迭代，输出 $P_t^* = p_{g,1}$ 和 $\alpha^* = p_{g,2}$ ，否则返回步骤(3)，继续迭代。

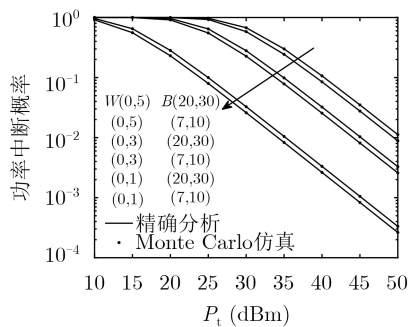


图 2 SN功率中断概率与 P_t 间关系

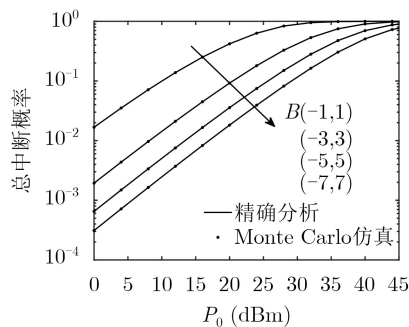


图 6 SN总中断概率与 P_0 间关系

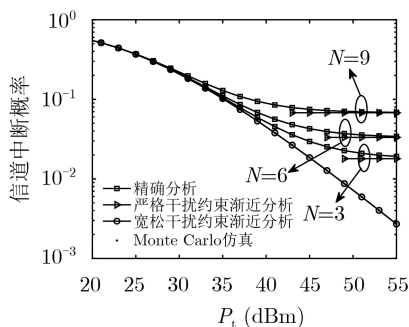


图 3 SN信道中断概率与 P_t 间关系

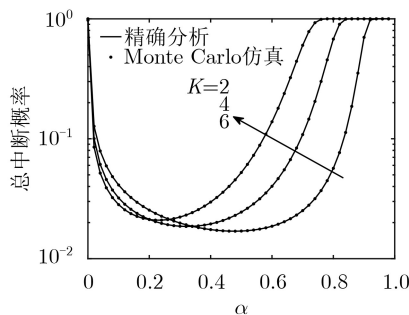


图 7 SN总中断概率与 α 间关系

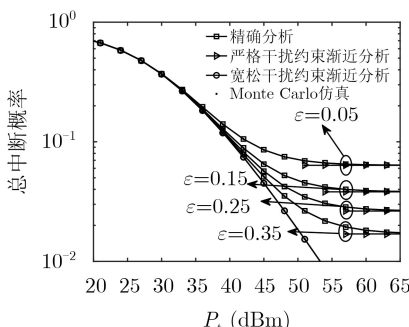


图 4 SN总中断概率与 P_t 间关系

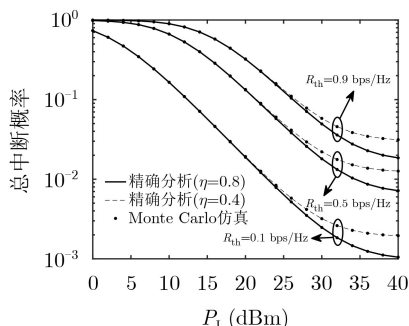


图 5 SN总中断概率与 P_t 间关系

图3和图4展现了 N 和 ϵ 取不同值时，SN信道和总中断概率与 P_t 间关系。假设 $P_0 = 20$ dBm, $P_t = 30$ dBm。从图3和图4可以看出：(1)当节点 B 位置确定， N 和 ϵ 值给定，且 P_t 较小时， $P_{out,C} \rightarrow P_{out,C}^\infty$, $P_{out} \rightarrow P_{out}^\infty$ ；随着 P_t 的增大， $P_{out,C}$ 和 P_{out} 均单调下降，并趋于饱和。(2)当 N 值增大时，SN节点到节

点 D_n 的干扰链路具有较大信道功率增益的概率也会增大， $P_{out,C}$ 增加。(3) ϵ 值的增加将使SN节点的发射功率增大， $P_{out,C}$ 降低。

图5表现了 R_{th} 和 η 取不同值时，SN总中断概率与 P_t 间关系。假设 $P_0 = 16$ dBm, $P_t = 50$ dBm, $\epsilon = 0.1$ 。从图5可以看出：(1)当 R_{th} 和 η 给定时， P_t 的增大使得 D_n 能够容忍 R_k 更大的发射功率，导致 P_{out} 单调下降，但 R_k 的发射功率受制于收集到的能量而不会无限增大， P_{out} 最终将饱和。(2)当 R_{th} 给定时， η 值越大， R_k 收集到的能量就越多， P_{out} 越小。(3)当 η 给定时， γ_{th} 随着 R_{th} 的减小而减少，导致 P_{out} 降低。

图6体现了节点 B 处于不同位置时，SN总中断概率与 P_0 间关系。假设 $P_t = 20$ dBm, $P_t = 30$ dBm。从图6可以看出：(1)当 P_0 给定时， B 与SN距离越近，其对SN的干扰就越严重， P_{out} 就越大。(2)当 B 位置确定时，随着 P_0 的增大， P_{out} 单调上升，并最终趋近于1。因此， P_0 的增大虽有助于SN节点收集到更多能量，但其对SN的干扰将是主要的。

图7给出了SN跳数 K 不同时，SN总中断概率与 α 间关系。假设 $P_t = P_0 = 10$ dBm, $P_t = 30$ dBm, R_1 和 R_{K+1} 的坐标调整为 $(-3,0)$ 和 $(3,0)$ 。从图7可以看出：(1)当 K 值给定时，随着 α 的增大， P_{out} 从1逐渐降低到最小值，随后又逐渐增大到1。(2)当 K 取不同值时，使 P_{out} 最小所对应的 α 值各不相同。因此，合理设置 α 和 K 值，都将有助于降低 P_{out} 。

图8展示了采用ACPSO算法和贪婪搜索算法进行优化以及未作优化时，SN总中断概率与 P_t 间关

系。假设 $R_{th} = 0.9$ bps/Hz, $P_0 = 16$ dBm, 未作优化时 P_t 和 α 固定取值为50 dBm和0.3。从图8可以看出: (1)两种算法的计算结果完全一致, 但后者因需在2维连续空间寻求 P_t 和 α 所对应的最小 P_{out} , 使得计算复杂度远高于前者。(2)当 P_t 值给定时, 采用ACPSO算法优化后的 P_{out} 明显小于未作优化的。如 $P_t = 20$ dBm时, ACPSO算法计算出的 P_t , α 和 P_{out} 分别为54.33 dBm, 0.42和10.22%, 而未作优化时的 P_{out} 为32.21%。

图9则表明了采用ACPSO算法和标准粒子群优化算法对SN中断概率进行优化时, SN中断概率适应度与迭代次数间关系。假设采用后者时, $\omega_s(t) = 0.8$, $c_1(t) = c_2(t) = 0.5$ 。从图9可以看出: (1)两者均能有效实现对 P_{out} 的优化。(2)前者 and 后者分别需要6次和22次迭代实现收敛。因此, 相较于后者, 前者具有更快的收敛速度和更好的稳定性。

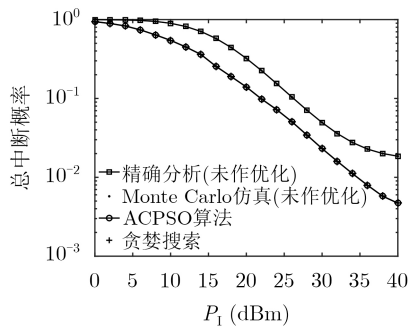


图8 优化算法下SN总中断概率与 P_t 间关系

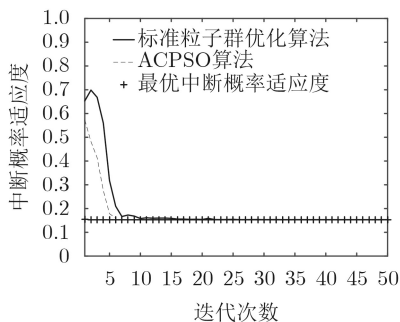


图9 总中断概率适应度与迭代次数间关系

6 结束语

本文构建了新的具有单PT和多PR的PB辅助EH-CMHRNs模型, 提出了具备能量收集的单向多跳中继传输方案, 在考虑SN对PN干扰链路统计CSI场景下, 推导了SN功率中断概率以及精确和渐近总中断概率闭合式, 并采用ACPSO算法对网络参数进行优化。仿真结果表明: 各网络参数对SN中断性能影响明显, ACPSO算法能快速和有效地实现SN总中断概率最小化。

参考文献

- [1] LU Xiao, WANG Ping, NIYATO D, *et al.* Wireless networks with RF energy harvesting: A contemporary survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(2): 757–789. doi: 10.1109/COMST.2014.2368999.
- [2] 欧静兰, 余欢欢, 吴皓威, 等. 基于携能通信的非信任双向中继网络安全传输方案[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(12): 2908–2914. doi: 10.11999/JEIT200069.
- [3] 赵太飞, 李永明, 许杉, 等. 军车隐秘编队的无线紫外光通信最优多跳中继研究[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(11): 2636–2642. doi: 10.11999/JEIT190172.
- [4] ZHAO Taifei, LI Yongming, XU Shan, *et al.* Research on optimum multi-hop relay of wireless ultraviolet communication in military vehicle secret formation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(11): 2636–2642. doi: 10.11999/JEIT190172.
- [5] FAN Rongfei, ATAPATTU S, CHEN Wen, *et al.* Throughput maximization for multi-hop decode-and-forward relay network with wireless energy harvesting[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 24582–24595. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2831253.
- [6] MONDAL S, ROY S D, KUNDU S, *et al.* Energy harvesting based multihop relaying in cognitive radio network[J]. *Wireless Personal Communications*, 2017, 97(4): 6325–6342. doi: 10.1007/s11277-017-4840-9.
- [7] BANERJEE A, PAUL A, MAITY S P, *et al.* Joint power allocation and route selection for outage minimization in multihop cognitive radio networks with energy harvesting[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2018, 4(1): 82–92. doi: 10.1109/TCCN.2017.2785769.
- [8] BHATT M, BODDAPATI H K, and PRAKRIYA S. Performance off cluster-based multi-hop underlay networks with energy harvesting nodes[J]. *IET Communications*, 2020, 14(9): 1476–1484. doi: 10.1049/iet-com.2018.6271.
- [9] NGUYEN T V and AN B. Cognitive multihop wireless powered relaying networks over Nakagami- m fading channels[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 154600–154616. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2949081.
- [10] XU Chi, XIA Changqing, SONG Chunhe, *et al.* Multi-hop cognitive wireless powered networks: Outage analysis and optimization[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 4338–4347. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2884916.

- [10] POORNIMA S and BABU A V. Performance analysis of energy harvesting cognitive relay networks with primary interference[J]. *Telecommunication Systems*, 2018, 68(3): 445–459. doi: [10.1007/s11235-017-0402-4](https://doi.org/10.1007/s11235-017-0402-4).
- [11] 罗轶, 施荣华, 董健, 等. κ - μ 衰落下能量采集认知中继网络性能分析[J]. 西安电子科技大学学报, 2020, 47(1): 52–59. doi: [10.19665/j.issn1001-2400.2020.01.008](https://doi.org/10.19665/j.issn1001-2400.2020.01.008).
LUO Yi, SHI Ronghua, DONG Jian, *et al.* Analysis of the performance of energy harvesting cognitive relay networks over κ - μ fading[J]. *Journal of Xidian University*, 2020, 47(1): 52–59. doi: [10.19665/j.issn1001-2400.2020.01.008](https://doi.org/10.19665/j.issn1001-2400.2020.01.008).
- [12] GE Lu, CHEN Gaojie, ZHANG Yue, *et al.* Performance analysis for multihop cognitive radio networks with energy harvesting by using stochastic geometry[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(2): 1154–1163. doi: [10.1109/JIOT.2019.2953130](https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2953130).
- [13] SMITH P J, DMOCHOWSKI P A, SURAWEERA H A, *et al.* The effects of limited channel knowledge on cognitive radio system capacity[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(2): 927–933. doi: [10.1109/TVT.2012.2227864](https://doi.org/10.1109/TVT.2012.2227864).
- [14] GRADSHTEYN I S, RYZHIK I M, JEFFREY A, *et al.* Table of Integrals, Series, and Products[M]. 7th ed. San Diego: Academic Press, 2007: 340–341.
- [15] CLERC M and KENNEDY J. The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1): 58–73. doi: [10.1109/4235.985692](https://doi.org/10.1109/4235.985692).
- [16] 周燕, 刘培玉, 赵静, 等. 基于自适应惯性权重的混沌粒子群算法[J]. 山东大学学报: 理学版, 2012, 47(3): 27–32. doi: [10.6040/j.issn.1671-9352.2012.03.006](https://doi.org/10.6040/j.issn.1671-9352.2012.03.006).
ZHOU Yan, LIU Peiyu, ZHAO Jing, *et al.* Chaos particle swarm optimization based on the adaptive inertia weight[J]. *Journal of Shandong University: Natural Science*, 2012, 47(3): 27–32. doi: [10.6040/j.issn.1671-9352.2012.03.006](https://doi.org/10.6040/j.issn.1671-9352.2012.03.006).
- [17] 曹艳阳, 冯云霞, 赵文涛. 基于logistic映射的自适应尺度混沌粒子群算法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(10): 2241–2246. doi: [10.16182/j.issn1004731x.joss.201710002](https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.201710002).
CAO Yanyang, FENG Yunxia, ZHAO Wentao, *et al.* Adaptive mutative scale chaos particles swarm optimization based on logistic mapping[J]. *Journal of System Simulation*, 2017, 29(10): 2241–2246. doi: [10.16182/j.issn1004731x.joss.201710002](https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.201710002).
- 罗轶: 男, 1980年生, 博士, 讲师, 研究方向为认知无线通信与物联网关键技术等.
- 董健: 男, 1980年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为认知协作通信和5G/物联网通信.
- 黄慧: 女, 1997年生, 硕士生, 研究方向为无线体域网MAC层协议设计.

责任编辑: 马秀强