

基于干扰效率的星地认知网络功率分配算法

朱圣铭¹, 杨霄鹏¹, 刘东健², 卫 星³

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077; 2. 93088 部队, 内蒙古赤峰, 024000; 3. 93811 部队, 兰州, 730030)

摘要 针对 Underlay 模式基于能量效率的功率控制算法未能准确反映次用户与主用户之间干扰性能导致系统容量下降的问题, 综合考虑次用户能量有限及卫星链路和地面链路的差异性, 定义干扰效率为认知卫星用户总的传输速率与地面基站接收到的干扰的比值, 建立了基于干扰效率的星地认知网络上行链路功率分配模型, 在此基础上提出一种基于干扰效率的功率分配算法。通过引入干扰门限约束及信干噪比约束条件, 利用非线性分式规划理论和拉格朗日对偶法求解出最优功率。仿真结果表明: 该算法能在较好满足次用户通信质量的前提下, 有效减少对主用户的干扰, 提升系统的干扰效率。

关键词 卫星认知无线电; 干扰效率; 能量效率; 功率控制

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2021.03.010

中图分类号 TN927 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2021)03-0062-06

A Power Allocation Algorithm for Satellite-Terrestrial Cognitive Networks Based on Interference Efficiency

ZHU Shengming¹, YANG Xiaopeng¹, LIU Dongjian², WEI Xing³

(1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. Unit 93088, Chifeng 024000, Inner Mongolia, China; 3. Unit 93811, Lanzhou 730030, China)

Abstract Aimed at the problem that the Underlay mode power control algorithm based on energy efficiency fails to accurately reflect the interference performance between the secondary users and the primary users resulting in system capacity degradation, the interference efficiency is defined as the ratio of the total transmission rate of the cognitive satellite user to the interference received by the terrestrial base station, taking into consideration of the limited energy of the secondary users and the difference between the satellite link and the terrestrial link, an interference efficiency-based uplink power allocation model for satellite-ground cognitive networks is established. On the basis of the above-mentioned, an interference efficiency-based power allocation algorithm is proposed. By introducing the interference threshold constraint and the signal-to-noise ratio constraint, the optimal power is solved by using the nonlinear fractional programming theory and the Lagrange duality method. The simulation results show that the algorithm in this paper can effectively reduce the interference to the primary user and improve the interference efficiency of the system under conditions of premise in satisfaction of the communication quality of secondary user.

Key words satellite cognitive radio; interference efficiency; energy efficiency; power control

收稿日期: 2021-01-16

作者简介: 朱圣铭(1997—), 男, 甘肃兰州人, 硕士生, 研究方向: 空天通信与网络。E-mail: 1215907472@qq.com

通信作者: 杨霄鹏(1973—), 男, 甘肃天水人, 教授, 研究方向: 空天通信与网络。E-mail: YXP_2@126.com

引用格式: 朱圣铭, 杨霄鹏, 刘东健, 等. 基于干扰效率的星地认知网络功率分配算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(3): 62-67. ZHU Shengming, YANG Xiaopeng, LIU Dongjian, et al. A Power Allocation Algorithm for Satellite-Terrestrial Cognitive Networks Based on Interference Efficiency[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2021, 22(3): 62-67.

随着卫星业务需求的不断升级,卫星频谱资源短缺问题日益凸显。认知无线电(cognitive radio, CR)作为高效利用频谱资源的手段,成为卫星通信网络中的研究热点^[1]。功率控制技术是认知无线电资源分配的重要手段之一^[2],通过合理调配各个认知用户的发射功率,从而提升网络的整体性能。

目前,针对星地认知网络中功率资源分配的问题可分为最大化卫星用户传输速率/频谱效率(spectrum efficiency, SE)及最大化卫星用户能量效率(energy efficiency, EE)。文献[3]将无线传感器网络与卫星认知通信相结合,针对非实时或实时应用,提出了认知卫星用户的能量效率(EE)最大化的最优功率分配方案。文献[4]考虑了认知卫星上行链路,研究了以认知卫星用户传输速率为指标的多目标优化问题。文献[5]提出了一种基于感知的认知卫星用户动态频谱共享方案,该方案能够在主地面用户干扰低于可接受平均水平的前提下,最大限度地提高卫星用户的遍历容量。文献[6]提出了一种基于非合作博弈的功率控制算法,该算法能在不同网络结构下最大化系统传输速率。文献[7]重点关注无线网络中系统能效最大化问题,提出了一种基于 Stackelberg 模型的功率控制算法,并通过仿真验证了该算法的有效性。然而在上述研究中能量效率、传输速率等指标并不能反映星地认知网络在干扰限制方面的性能,存在一定缺陷。

在干扰效率(interference efficiency, IE)^[8]研究方面,文献[9]针对认知正交频分多址接入(OFDMA)上行通信系统,提出了一种基于干扰效率最大的稳健功率与子载波分配算法。文献[10]针对能效提升、主用户干扰减小的问题,研究了基于干扰效率最大的异构无线网络鲁棒资源分配算法,结果表明,该算法具有较好的干扰效率和鲁棒性。文献[11]针对多蜂窝多用户异构无线网络干扰管理和效率提升问题,研究了基于干扰效率最大的下行链路基站与用户匹配和功率分配问题。上述研究较为全面地考虑了地面无线网络的干扰效率问题,然而在星地认知网络中,卫星链路与地面链路存在一定的差异,不同次用户与主用户的距离不同也会导致主用户受到的干扰不同,这些因素都会对系统干扰效率造成影响。

因此,本文在综合考虑提高次用户传输速率和降低次用户对主用户干扰功率的基础上,提出一种新的基于最大干扰效率的星地认知网络功率控制算法,并通过仿真实验验证所提算法的有效性。

1 系统模型及问题描述

假设星地认知网络模型如图1所示。 N 个卫星用户为认知用户, M 个地面用户为授权用户。认知卫星用户采用 Underlay 模式与某一地面用户共享同一频段^[12]。

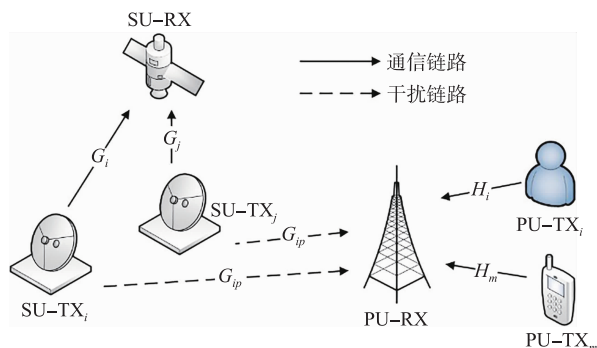


图1 星地认知网络模型

考虑卫星通信上行链路,第 i 个卫星用户到卫星的上行链路信道增益为 $h_{s,i}$,第 j 个卫星用户到第 i 个卫星用户的链路增益为 $h_{s,j,i}$, σ^2 为通信链路高斯白噪声, $P_{t,i}$ 为卫星用户 i 的发射功率, G_t 为卫星用户发射天线增益, G_r 为卫星接收天线增益,则卫星用户 i 的信道容量为:

$$R_i = \log \left(1 + \frac{P_{t,i} G_t G_r h_{s,i}}{\sum_{j=1, j \neq i}^N P_j G_{s,j,i} + \sigma^2} \right) \quad (1)$$

为简洁起见,令 $G_{s,i} = G_t G_r h_{s,i}$ 。在文中,采用带封闭公式的莱斯阴影衰落信道模型,该模型可用于在各种传播环境下的固定及移动终端。根据文献[13], $h_{s,i}$ 的概率密度函数为:

$$f_{h_{s,i}}(x) = \alpha \exp(-\beta x) {}_1F_1(m_s, 1, \delta x) \quad (2)$$

式中: ${}_1F_1(\dots)$ 表示合流超几何函数^[14]; α 、 β 和 δ 分别表示为:

$$\begin{cases} \alpha = \frac{1}{2b_s} \left(\frac{2b_s m_s}{2b_s m_s + \Omega_s} \right)^{m_s} \\ \beta = \frac{1}{2b_s} \\ \delta = \frac{\Omega_s}{2b_s (2b_s m_s + \Omega_s)} \end{cases} \quad (3)$$

上述模型中,次用户采用 Underlay 模式来共享主用户的频谱资源,需保证对主用户的干扰控制在干扰门限以下。为了保证主用户的通信质量,所有次用户发射机对主用户接收机的干扰应小于一定的门限值,因此需满足如下约束条件:

$$N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i} G_{p,i} \leq I_p^{\text{th}} \quad (4)$$

式中: N_0 为干扰链路的高斯白噪声; I_p^{th} 为主用户接收机(地面基站)处干扰门限; $G_{p,i}$ 可表示为:

$$G_{p,i} = G_t G_B h_{L,i} \quad (5)$$

式中: G_B 为地面基站接收天线增益; $h_{L,i}$ 为卫星用户 i 与地面基站间传输链路增益, 考虑 Nakagami 衰落分布, 则其概率密度函数为^[15]:

$$f_{h_i}(x) = \frac{\epsilon^{m_i} x^{m_i-1}}{\Gamma(m_i)} \exp(-\epsilon x) \quad (6)$$

式中: $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数^[14]; m_i 是 Nakagami 衰落参数; $\epsilon = m_i/\Omega_i$, Ω_i 为平均功率。由于卫星用户的发射功率是有限的, 因此还需满足功率约束条件:

$$0 \leq P_{t,i} \leq P_{t,i}^{\max} \quad (7)$$

式中: $P_{t,i}^{\max}$ 表示卫星用户 i 的发射功率最大值。

传统基于能量效率的功率控制算法中, 将系统能耗作为考虑因素; 基于频谱效率的功率控制算法中, 将最大化系统吞吐量作为考虑因素, 以上2种算法都是通过在系统模型的建立中加入干扰约束来考虑干扰, 鉴于干扰对频谱共享系统性能的重要程度和影响越来越大, 因此需要从次用户对主用户施加的干扰功率入手, 进行更为细致的研究^[16]。本文将干扰效率视为一个系统整体性能指标, 并将其定义为施加在主用户接收机上的每单位干扰能量所传输的比特数。因此, 认知系统的干扰效率可以表示为:

$$f(P_{t,i}) = \frac{\sum_{i=1}^N \log(1 + P_{t,i} G_{s,i} / (\sum_{j=1 \neq i}^N P_j G_{s,j,i} + \sigma^2))}{N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i} G_{p,i}} \quad (8)$$

式(8)中, 分子表示系统总的吞吐量, 分母为主用户所受到的干扰值, 较能量效率算法相比考虑了次用户与主用户间的链路增益, 对于卫星网络而言, 其覆盖范围广, 不同的卫星用户与主用户间的距离不同, 从而导致干扰功率的不同, 将不同卫星用户的干扰功率求和, 全面地考虑了主用户受到的干扰功率值。

因此, 基于干扰效率最大化的星地认知网络功率分配算法可表示如下:

$$\begin{aligned} & \max_{P_{t,i}} f(P_{t,i}) \\ \text{s. t. } & \text{C1: } N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i} G_{p,i} \leq I_p^{\text{th}} \\ & \text{C2: } 0 \leq P_{t,i} \leq P_{t,i}^{\max} \\ & \text{C3: } \frac{P_{t,i} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_j G_{s,j,i} + \sigma^2} \geq \gamma_{ih} \end{aligned} \quad (9)$$

可以证明, 式(8)是一个结构复杂的非线性凹分式规划问题, 因此可以得出如下结论:

定理 1 式(8)中任何一个局部最大值都是全

局最大值, 并且由于式(8)是严格拟凹函数, 因此最多存在一个最大值

证明 由于式(8)的分子式严格凹函数, 因此式(8)是一个严格准凹的函数。同时, 式(8)中分子和分母都是可微的, 因此该式是一个严格伪凹的函数^[17]。基于上述结论, 当 $\frac{\partial f(P_{t,i}')}{\partial P_{t,i}'} = 0$ 时, 对任意 $P_{t,i}$ 均满足 $f(P_{t,i}) \leq f(P_{t,i}')$ 。因此证明 $f(P_{t,i}')$ 为全局最大值。

由于目标函数的影响, 原优化问题不是一个凸优化问题, 根据 Dinkelbach's^[18] 方法, 可将式(8)中的非线性分式等价转化为一个参数辅助的线性形式, 即:

$$\max_{P_{t,i}} \left\{ \sum_{i=1}^N \log\left(1 + \frac{P_{t,i} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_j G_{s,j,i} + \sigma^2}\right) - \eta \left(N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i} G_{p,i}\right) \right\} \quad (10)$$

对于给定的 η , 可将目标函数重新定义为:

$$T(\eta) = \sum_{i=1}^N \log\left(1 + \frac{P_{t,i} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_j G_{s,j,i} + \sigma^2}\right) - \eta \left(N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i} G_{p,i}\right) \quad (11)$$

因此, 当卫星用户 i 的发射功率 $P_{t,i}$ 取最优解 $P_{t,i}^*$ 时, 干扰效率 η 可取的最大值, 此时满足:

$$\begin{aligned} T(\eta^*) &= \sum_{i=1}^N \log\left(1 + \frac{P_{t,i}^* G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_j G_{s,j,i} + \sigma^2}\right) - \\ & \eta^* \left(N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i}^* G_{p,i}\right) = 0 \end{aligned} \quad (12)$$

2 IE 最大下功率分配算法设计

对于前文所述式(9), 可用拉格朗日对偶分解法来求解此问题。因此, 式(9)的拉格朗日函数可描述为:

$$\begin{aligned} L(p_i, \lambda, \mu_i, \xi_i) &= \sum_{i=1}^N \log\left(1 + \frac{P_{t,i} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_{t,j} G_{s,j,i} + \sigma^2}\right) - \\ & \eta \left(N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i} G_{p,i}\right) + \lambda [I_p^{\text{th}} - (N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i} G_{p,i})] + \\ & \sum_{i=1}^N \mu_i \left(\frac{P_{t,i} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_{t,j} G_{s,j,i} + \sigma^2} - \gamma_{ih}\right) + \sum_{i=1}^N \xi_i (P_{t,i}^{\max} - P_{t,i}) \end{aligned} \quad (13)$$

式中: $\lambda \geq 0$, $\mu_i \geq 0$, $\xi_i \geq 0$ 分别代表干扰功率约束、信噪比约束和发射功率约束的非负拉格朗日乘子,

可将式(13)分解为多个并行的子问题,即:

$$L(\eta, P_{t,i}, \lambda, \mu_i) = \sum_{i=1}^N L_i(\eta, P_{t,i}, \lambda, \mu_i, \xi_i) + \lambda I_p^{\text{th}} + \sum_{i=1}^N \mu_i \gamma_{ih} + \sum_{i=1}^N \xi_i P_{t,i}^{\text{max}} \quad (14)$$

式中:

$$L_i(\eta, P_{t,i}, \lambda, \mu_i, \xi_i) = \log \left(1 + \frac{P_{t,i} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_{t,j} G_{s,j,i} + \sigma^2} \right) - (\lambda + \eta)(N_0 + P_{t,i} G_{p,i}) + \mu_i \frac{P_{t,i} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_{t,j} G_{s,j,i} + \sigma^2} - \xi_i P_{t,i} \quad (15)$$

式(14)中的问题为一个两层优化的问题,外层优化求解最优功率值 $P_{t,i}$, 内层优化拉格朗日因子。根据 Karush-Kuhn-Tucker 条件^[19], 令:

$$\frac{\partial L_i(\eta, P_{t,i}, \lambda, \mu_i, \xi_i)}{\partial P_{t,i}} = 0 \quad (16)$$

得到最优功率值 $P_{t,i}^*$ 的表达式为:

$$P_{t,i}^{\text{opt}} = \frac{1}{\frac{(\eta + \lambda)(N_0 + G_{p,i}) - \frac{\mu_i G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_{t,j} G_{s,j,i} + \sigma^2} + \xi_i}{\ln 2} - \frac{\sum_{j=1 \neq i}^N P_{t,j} G_{s,j,i} + \sigma^2}{G_{s,i}}} \quad (17)$$

$$P_{t,i}^* = \min \{ [P_{t,i}^{\text{opt}}]^+, P_{t,i}^{\text{max}} \} \quad (18)$$

由于对偶变量是凸的,因此可以采用次梯度法来更新对偶变量的值,如下所示:

$$\lambda^{(k+1)} = \left\{ \lambda^{(k)} - t_1 \left[I_p^{\text{th}} - (N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i} G_{p,i}) \right]^+ \right\} \quad (19)$$

$$\mu_i^{(k+1)} = \left[\mu_i^{(k)} - t_2 \left(\frac{P_{t,i} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_{t,j} G_{s,j,i} + \sigma^2} - \gamma_{ih} \right)^+ \right] \quad (20)$$

$$\xi_i^{(k+1)} = \left[\xi_i^{(k)} - t_3 (P_{t,i}^{\text{max}} - P_{t,i}^{(k)})^+ \right] \quad (21)$$

式中: $[y]^+ = \max\{0, y\}$; n 为迭代次数, t_1, t_2, t_3 为迭代步长。由文献[18]可知, $T(\eta^*) = 0$, 若 $\lim_{n \rightarrow \infty} \eta_n = \eta^0 \neq \eta^*$, 则有 $\eta^0 < \eta^*$ 。通过构造序列 η_n^0 且 $\lim_{n \rightarrow \infty} T(\eta_n^0) = T(\eta^0) = 0$, 可知 $0 = T(\eta^0) > T(\eta^*) = 0$, 而这与假设矛盾, 因此 $\lim_{n \rightarrow \infty} T(\eta_n) = T(\eta^*)$, 考虑 $T(\cdot)$ 的连续性, 可得 $\lim_{n \rightarrow \infty} \eta_n = \eta^*$, 由此证明最优解的收敛性。

综上,星地认知网络中基于干扰效率的频谱分配算法步骤如下:

步骤 1 初始化最大迭代次数 L_{max} 和误差容忍度 $\delta_i (i=1, 2, 3, 4)$;

步骤 2 初始化干扰效率 $\eta^{(0)} = \eta_0$, 外循环次数 $n=0$, 内循环次数 $k=0$, 对偶变量 $\lambda^{(0)} = \lambda_0, \mu_i^{(0)} = \mu_0, \xi_i^{(k)} = \xi_0$;

步骤 3

While($T(\eta^{(n)}) > \delta_1$ and $n < L_{\text{max}}$) do:

Repeat:

计算 $P_{t,i}^*$

更新对偶变量

Until

($|\lambda^{(k)} [I_p^{\text{th}} - (N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i}^{(k)} G_{p,i})]| \leq \delta_2$ and

$|\mu_i^{(k)} \left(\frac{P_{t,i}^{(k)} G_{s,i}}{\sum_{j=1 \neq i}^N P_{t,j}^{(k)} G_{s,j,i} + \sigma^2} - \gamma_{ih} \right)| \leq \delta_3$ and

$|\xi_i^{(k)} (P_{t,i}^{\text{max}} - P_{t,i}^{(k)})| \leq \delta_4$)

$\sum_{i=1}^N \log \left(1 + \frac{P_{t,i}^{(k)} G_{s,i}}{\sigma^2 + \sum_{j \neq i}^N P_{t,j}^{(k)} G_{s,j,i}} \right)$
令 $n = n + 1, \eta^{(n)} = \frac{N_0 + \sum_{i=1}^N P_{t,i}^{(k)} G_{p,i}}$

end While

步骤 4 return $P_{t,i}^* = P_{t,i}^{(k)}, \eta^* = \eta^{(n)}$

经分析可知,IE-PCA 算法包含两层循环,内循环是由次梯度方法更新步长因子求解最优化功率,复杂度为 $O(N_r)$,外循环为在误差 δ_1 允许的范围内实现最优功率控制,其复杂度为 $O(N_w)$,其中 N_r 和 N_w 分别表示算法中内,外循环的次数,因此总的算法复杂度为 $O(N_r N_w)$,当选择合适的拉格朗日初始值、迭代步长和误差容忍度时,会使得总体迭代次数变得足够小,从而降低算法复杂度。

3 仿真分析

仿真实验中,卫星上行链路相关参数采用 ITU 中标准。星地认知网络中有 1 个地面基站,即主用户,3 个认知卫星用户,即次用户,其余参数如表 1 所示。

图 2 为不同认知卫星数目下文中所提算法的收敛性能,可以看出,该算法在迭代 7 次左右即可达到收敛点,因此可以验证本文所用算法具有良好的收敛性。同时,随着认知卫星用户数目的增加,使得系统总的吞吐量增加,而主用户接收机处于干扰功率的增加程度不及吞吐量的增加程度,因此系统的干扰效率总体呈现上升趋势。

表1 仿真参数设置

参数	取值
卫星高度/km	35 786
工作频率/GHz	4
$P_{i,t}^{\max}$ /W	1
γ_{th} /dB	1
I_p^h /W	3×10^{-5}
σ^2 /dBW	-131.78
N_0 /dBW	-126.46
m_s	10
Ω_s	0.835
b_s	0.126
L_{\max}	15

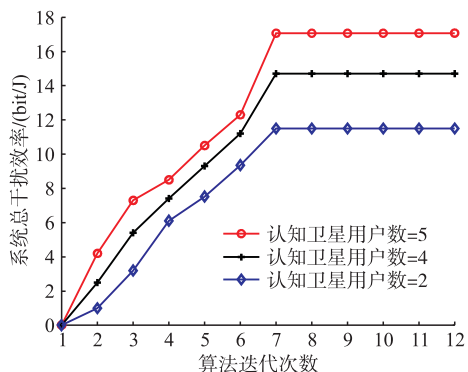


图2 基于干扰效率的功率分配算法收敛性能

图3为SE-PCA、EE-PCA和IE-PCA 3种算法下,地面基站不同干扰门限值对于系统干扰效率的影响。可以看出,随着地面基站干扰门限增大,即地面基站接收机容忍干扰能力增强,这就意味着可以允许卫星用户传输更多的功率来提升自身的通信质量,因此干扰效率随之增加,当卫星用户达到其最大发射功率时,干扰效率不再变化。SE-PCA和EE-PCA算法在设计时,仅从系统能耗的角度出发,考虑系统的吞吐量,因此在干扰效率方面不及本文算法。

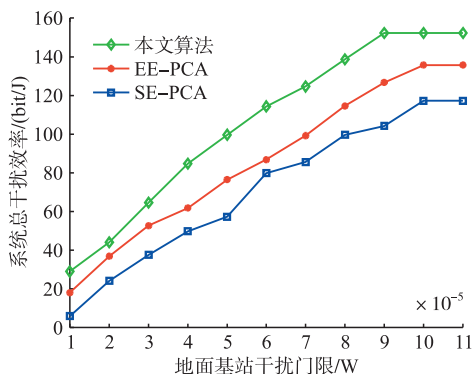


图3 地面基站干扰门限对干扰效率的影响

图4表示认知用户数对系统干扰效率的影响。从图中可以看出,随着认知用户数增多,系统的干扰效率也在增加,但是由于认知用户之间存在相互干扰,因此干扰效率不会随着卫星用户数而成倍增加。

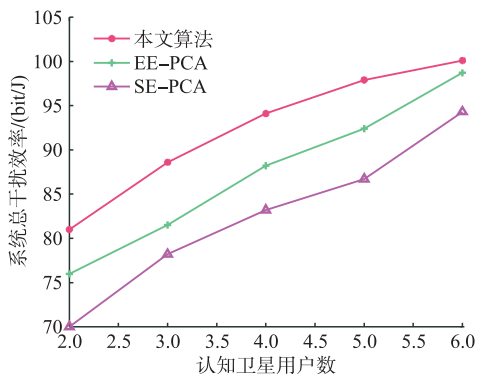


图4 认知用户数对干扰效率的影响

图5给出了不同算法下认知卫星用户信噪比门限和系统干扰效率间的关系。可以看出,3种算法中,当认知用户信噪比门限增加时,系统的干扰效率下降。在系统参数相同条件下,EE-PCA算法和SE-PCA算法中由于未将认知用户对主用户的干扰作为目标,因此同等条件下,其对主用户产生的干扰会更大,因此在相同信噪比门限约束下,本文算法的干扰效率要高于其他两种算法,SE-PCA算法的性能在3种算法中最差。

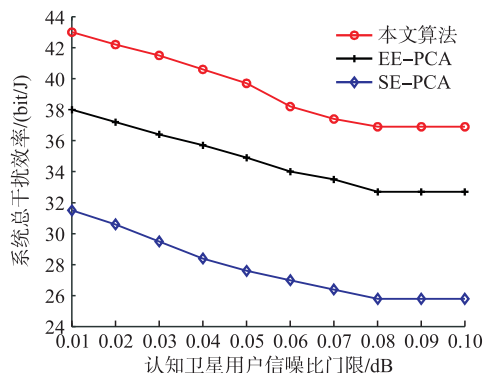


图5 认知用户信噪比门限对干扰效率的影响

4 结语

从提高星地认知网络整体性能的角度出发,研究了星地认知网络中基于干扰效率的最优功率分配问题。以期在提高认知用户吞吐量的情况下,尽可能减小认知用户对主用户的干扰。同时考虑认知卫星用户最大发射功率约束、最小信噪比约束以及主用户最大干扰门限约束,利用Dinkelbach's方法,将复杂分式问题转化为凸优化问题,并用拉格朗日对偶法解决了复杂度较低的功率分配问题。通过仿真分析,表明本文算法对于提高星地认知网络整体性能及在干扰约束方面具有一定优势。

参考文献

- [1] 王闯,胡婧,李永强,等.空间信息网络中面向双卫星的频谱共享方法[J].航空学报,2019,40(9):

- 252-264.
- [2] MANSUKHANI J, RAY P. Censored Spectrum Sharing Strategy for MIMO Systems in Cognitive Radio Networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(99):5500-5510.
- [3] SHI S, LI G, AN K, et al. Energy-Efficient Optimal Power Allocation in Integrated Wireless Sensor and Cognitive Satellite Terrestrial Networks[J]. *Sensors*, 2017, 17(9):2025.
- [4] LAGUNAS E, MALEKI S, CHATZINOTAS S, et al. Power and Rate Allocation in Cognitive Satellite Uplink Networks[C]// *IEEE International Conference on Communications*. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2016.
- [5] HU J, LI G X, BIAN D M, et al. Sensing-Based Dynamic Spectrum Sharing in Integrated Wireless Sensor and Cognitive Satellite Terrestrial Networks. [J]. *Sensors*, 2019, 19(23):5290.
- [6] AL-ZAHRANI A Y, YU F R. An Energy-Efficient Resource Allocation and Interference Management Scheme in Green Heterogeneous Networks Using Game Theory[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 65(7):5384-5393.
- [7] XIE R, YU F R, JI H, et al. Energy-Efficient Resource Allocation for Heterogeneous Cognitive Radio Networks with Femtocells[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(11):3910-3920.
- [8] MILI M R, MUSAVIAN L. Interference Efficiency: A New Metric to Analyze the Performance of Cognitive Radio Networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(4):2123-2138.
- [9] 徐勇军,杨洋,刘期烈,等. 认知网络干扰效率最大稳健功率与子载波分配算法[J]. *通信学报*, 2020, 41(1): 84-93.
- [10] XU Y, LI G. Optimal and Robust Interference Efficiency Maximization for Multicell Heterogeneous Networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(99): 102406-102416.
- [11] 李国权,徐勇军,陈前斌. 基于干扰效率多蜂窝异构无线网络最优基站选择及功率分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(4):957-964.
- [12] 陈威龙,梁俊,肖楠,等. 星地认知网络能效谱效联合博弈功率控制算法[J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2020, 21(3):51-56.
- [13] ABDI A, LAU W C, ALOUINI M S, et al. A New Simple Model for Land Mobile Satellite Channels: First-and Second-Order Statistics[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2003, 2(3): 519-528.
- [14] GRADSHTEYN I S, RYZHIK I M. Table of Integrals, Series, and Products (Seventh Edition) [J]. *Table of Integrals*, 2007, 103(1):1161-1171.
- [15] VASSAKI S, POULAKIS M I, PANAGOPOULOS A D. Optimal iSINR-Based Power Control for Cognitive Satellite Terrestrial Networks[J]. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 2017, 28(2):218-227.
- [16] GASTPAR M. On Capacity Under Receive and Spatial Spectrum-Sharing Constraints[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(2):471-487.
- [17] BOYD S, VANDENBERGHE L, FAYBUSOVICH L. Convex Optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2006, 51(11):1859-1859.
- [18] DINKELBACH W. On Nonlinear Fractional Programming [J]. *Management Science*, 1967, 13(7): 492-498.
- [19] PALOMAR D P, CHIANG M. A Tutorial on Decomposition Methods for Network Utility Maximization [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2006, 24(8):1439-1451.

(编辑:徐楠楠)