

doi:10.3969/j.issn.1001-2400.2013.05.030

临近空间平台自组织网络优化部署的博弈算法

宗 汝, 高新波, 彭建华

(西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 针对临近空间平台自组织网络问题, 提出基于博弈学习的网络节点分布式优化方案. 将临近空间平台通信网络部署建模成一个势力场博弈问题, 以最优化网络的覆盖范围和服务质量为目标, 通过引入RSAP学习算法对该势力场博弈进行优化求解, 保证博弈能够依概率收敛到纳什均衡, 得到临近空间平台网络部署优化目标函数的极值解. 利用博弈学习方法, 使临近空间平台在未知待覆盖区域的全局信息的情况下, 进行分布式的动态优化. 仿真结果表明, 该算法能够根据任务需求的分布自适应部署网络节点, 并迅速达到最优布局.

关键词: 临近空间平台; 自组织网络; 博弈论; 学习算法

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2013)05-0188-06

Deployment optimization of the self-organized network on near space platforms based on the game theoretical learning algorithm

ZONG Ru, GAO Xinbo, PENG Jianhua

(School of Electronic Engineering, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: Aiming at the self-organized networking problem on near space (NS) communication platforms, a distributed optimization method for the deployment of the network on NS platforms is proposed based on the game theoretical learning algorithm. First, the self-organized network deployment on NS platforms is modeled as a potential game, and the optimizing objective is the network's coverage area and the quality of service. Then the potential game can be solved by the Restricted Spatial Adaptive Play (RSAP) algorithm, which leads the game to a guaranteed Nash equilibrium with convergence in probability. The Nash equilibrium is the extremal solutions to the objective function of the deployment optimization. The game theoretical learning method enables NS platforms to be deployed in a distributed way without the global information on regions to be covered. Simulation results show that the proposed optimization method deploys the nodes of the MANET on demand, and can quickly achieve the optimal configuration.

Key Words: near space platform; ad hoc network; game theory; learning algorithm

与传统的通信网络不同, 自组织网络是一种无基础设施的通信网络, 具有无中心、自组织、分布式控制、节点移动性强等特点, 可以快速部署和重新配置, 具有广泛的应用前景. 目前对平面自组织网络研究比较普遍, 多是面向地面应用的 Ad Hoc 网络或传感器网络. 近年来, 由飞机、飞艇等航空平台作为节点组建的立体化空天自组织网络成为研究热点, 尤其是临近空间(指距地面约 20~100 km 的区域)的研究日益引起重视, 世界各国都竞相研究如何在临近空间部署高空平台^[1-4](通常为准静止的高空飞行器, 如飞艇、气球或无人机等)的通信、组网等技术. 临近空间平台有部署简单、机动灵活等优势; 同时具有覆盖范围广、传输时延小、工作方式多样等优点. 通过在临近空间部署高空平台, 能够与卫星、地面等通信系统组成空天地一体化的网络体系. 由于高空平台能够快速发射并灵活地部署和移动, 临近空间平台非常适合构建自组织网络. 该网

收稿日期: 2012-11-07

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(60832005); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(K5051302016)

作者简介: 宗 汝(1981—), 男, 西安电子科技大学博士研究生, E-mail: zongru@xidian.edu.cn.

络具有全天候工作能力,而且可以应对高时效要求的紧急任务,有着显著的区域性应用优势,能够为地面覆盖区域提供通信或监控等服务,可用于抢险救灾应急通信、遥感遥测、战场态势监测和通信等^[5]。

如何根据临近空间平台的特点以及相应的任务需求,快速有效地部署临近空间平台的自组织网络,目前仍是一个开放的问题。此前,Song提出了一种基于K均值聚类的平流层平台的网络节点布局算法^[6];Wang等提出了一种基于遗传算法的高空平台优化布局算法^[7]。这两个方法都假定地面服务需求等全局信息已知,并采用中央控制器对所有节点布局进行集中式的控制。朱志良等提出了基于粒子群优化算法的临近空间飞行器的优化部署算法^[8]。该算法也是在完备信息的前提下对节点位置选取进行随机跳跃式的更新,并不适合实际网络节点的动态优化部署。

要构建真正意义上的临近空间自组织网络^[5],需要网络节点能够分布式控制,并在地面服务需求信息不完备下进行优化部署。为此,笔者提出一种基于博弈学习的自组织优化部署方案。利用博弈论方法进行建模,将临近空间通信节点建模成博弈参与者,从而对节点进行部署控制。引入“Restricted Spatial Adaptive Play (RSAP, 博弈学习算法)”^[11],使之收敛到纳什均衡状态。该方法是一个分布式控制方法,每个通信节点独立控制自己的位置调整,不需要专门的中央控制器,同时对所有节点协同控制,确保对任务区域进行最优覆盖。

1 临近空间平台自组织网络模型

图1给出了典型的临近空间平台自组织网络的示意图。临近空间平台一般部署在海拔相近的高空,提供通信中继或空间监控。每个平台通过与其他平台之间的通信链接组成网络,对其所覆盖的地面区域提供服务。其中的关键问题是如何根据服务需求,进行网络结构的自适应调整,保证良好的用户覆盖与服务质量。因此,覆盖范围及服务质量是部署平台的优化目标。

一般而言,用户越密集的区域出现通信服务请求的概率越高。为保证服务质量,临近空间平台要尽量部署在覆盖用户密集的区域。为了度量临近空间平台对地面覆盖区域的用户数量多少,把地面区域划分为栅格,如图1所示,整个地面区域则表示成离散的任务空间。 $v(x, y)$ 表示栅格 (x, y) 中用户的数量,任务空间表示为 $V = \{v(x, y) \mid x, y \in \mathbb{Z}\}$ 。令临近空间平台表示为 $\{P_i \mid i \in \mathbb{N}\}$,单个平台对地面覆盖区域可认为是一个圆形区域,对于单个平台 P_i 覆盖的区域的区域数为

$$V_i = \{v(x', y') \mid \|(x', y') - (x_i, y_i)\| \leq R_i\} \quad (1)$$

其中, (x_i, y_i) 为临近空间平台投影到地面的位置, R_i 表示平台 P_i 对地服务覆盖区域的半径。

如果只考虑临近空间平台对任务空间最佳的覆盖范围,那么最好的部署是尽可能广地覆盖用户密集的区域。则临近空间平台部署的最优目标即为最大覆盖的用户数,

$$\max \Phi = \sum_{i \in \mathbb{N}} V_i = \sum_N \sum_S v(x, y) \quad (2)$$

其中, $S = s_1 \cup s_2 \cup \dots \cup s_n$,为所有平台覆盖的总区域; $s_i = \{(x', y') \mid \|(x', y') - (x_i, y_i)\| \leq R\}$,表示平台 P_i 的覆盖范围。

通常临近空间平台在覆盖区域内的通信服务质量并不是均匀的,其服务质量取决于区域内各个位置接收到的高空平台通信天线的发射功率。临近空间平台与地面通信链路的无线通信信道模型符合莱斯分布^[2,9],所以在地面 (x, y) 上用户接收到临近空间平台 P_i 信号发射功率为

$$p_i(x, y) = \delta \left[p_i^T / ((h^2 + (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2)^{1/2})^\alpha \right] \quad (3)$$

其中, p_i^T 是平台 P_i 的发射功率; δ 是一个常数因子,取决于具体应用环境; h 是平台所处的海拔高度; α 是路径损耗的衰减因子,一般取为 $2^{[2,9]}$ 。一般单个用户仅与一个平台建立链路实现通信服务。如果一个用户区域被多个平台覆盖,则在不考虑干扰的情况下,用户获得的服务质量仅取决于其所所在位置接收到最大的信号发射功率。因此, (x, y) 位置上接收的有效功率为

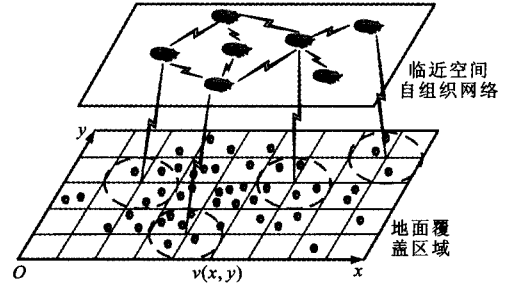


图1 临近空间平台自组织网络示意图

$$p'(x, y) = \max_{i \in N} p_i(x, y) \quad (4)$$

考虑到功率覆盖的特性,临近空间平台部署的优化目标函数为

$$\max \Phi' = \sum_N V_i P_i' = \sum_N \sum_S v(x, y) p'(x, y) \quad (5)$$

此目标函数考虑了平台对用户服务质量,目标是求解最优功率覆盖的用户数量.事实上,令式(5)中 $p'(x, y) = 1$,就退化为式(2),此时相当于平台覆盖区域内的有效接收功率是均匀的^[9].

2 基于博弈学习的优化算法

对于分布式部署的临近空间自组织网络,各平台节点的移动是自主控制的.平台节点只能感知其覆盖范围内的用户任务需求,对整个待部署的任务空间的信息是未知的.因此需要一个分布式的控制算法来进行优化,同时保证平台节点能够对任务空间全局进行感知并收敛于理想的部署位置.笔者引入博弈学习的方法来进行分布式控制并保证收敛到优化的布局.

2.1 自组织网络部署的博弈论建模

博弈论能够用来分析需要进行交互决策的问题,广泛应用于求解社会经济、网络通信等领域的分布式优化问题^[10].一般的博弈模型包含3个要素:(1)参与者;(2)每个参与者的行为策略集合;(3)每个参与者的效用函数.一组博弈参与者 $P = \{P_1, \dots, P_n\}$ 中,每个参与者 $P_i \in P$,都有自己的行为策略集合 $A_i = \{a_{i,1}, \dots, a_{i,m}\}$,以及对应的效用函数 $U_i: A \rightarrow R$,其中 $A = A_1 \times \dots \times A_n$,表示全体参与者的联合行为集.在博弈论框架中,总是假设每个参与者是理性的,并追求个体利益最大化.参与者通过采取适当的行动,寻求最大限度地提高自己的效用函数.利用博弈论中每个参与者的理性与利己性的特点,可以用于对分布式系统建模,解决分布式系统的最优控制问题.

在博弈过程中,对所有的参与者的联合行为 $a^* \in A$,如果满足

$$U_i(a_i^*, a_{-i}^*) = \max_{a_i \in A_i} U_i(a_i, a_{-i}^*) \quad (6)$$

则称 a^* 为该博弈的纳什均衡.其中, a_i^* 是参与者 P_i 的最优行为, $a_i^* \in A_i$; a_{-i}^* 是除 P_i 所有参与者的最优行为.纳什均衡指的是一种所有参与者的联合行为状态,由所有参与者的最优行为组成.即在他人行为给定的情况下,没有人能够通过改变自己行为而获得更高的效用函数.从另一个角度讲,纳什均衡是一个博弈过程的局部最优解.

笔者引入一种特殊的博弈,称为势力场博弈^[10].势力场博弈是额外引入了一个势力场函数 $\rho: A \rightarrow R$,该函数与参与者的效用函数满足以下关系:

$$U_i(a_i, a_{-i}) - U_i(a_i', a_{-i}) = \rho(a_i, a_{-i}) - \rho(a_i', a_{-i}) \quad (7)$$

其中,对每一位参与者 $P_i \in P$, $a_i, a_i' \in A_i$,并且 $a_{-i} \in \prod_{j \neq i} A_j$.式(7)表明参与者采用不同的行为造成的效用函数的改变量与势力场函数的改变量是一致的.

势力场博弈能够保证纳什均衡是存在的,而且在纳什均衡状态下,势力场函数取得一个极大值.可以将博弈群体的目标函数定义为势力场函数,通过寻求博弈的纳什均衡解,求得群体目标函数的极大值.势力场博弈通过定义势力场函数,把群体的全局目标函数与参与者个体的目标函数联系起来^[11],使得在每个个体取得利益最大化的同时保证全局目标函数的最大化.

对于临近空间平台自组织网部署问题,可以建模为博弈参与者 $P = \{P_1, \dots, P_n\}$,他们的行为策略集 $A_{i \in N}$ 是他们在临近空间层上可移动到的位置的集合,网络部署优化就是求解使优化目标函数最大化的节点位置布局.令平台部署的优化目标函数(5)作为势力场函数,有

$$\rho = \Phi' = \sum_N \sum_S v(x, y) p'(x, y) \quad (8)$$

临近空间平台部署问题就建模为势力场博弈.寻找最优部署,就是求使势力场函数最大化的纳什均衡解.利用势力场函数与效用函数的关系,定义临近空间平台 P_i 的效用函数为

$$U_i(a_i, a_{-i}) = \rho(a_i, a_{-i}) - \rho(a_i', a_{-i}) \quad (9)$$

其中, a_i^0 表示参与者 P_i 不采取任何行动, 相当于临近空间平台 P_i 不提供任何服务, 即有 $U_i(a_i^0, a_{-i}) = 0$. 每个平台节点选择移动到使自身效用函数最大化的位置, 从而寻求群体目标函数最大化.

2.2 RSAP 算法

通常博弈是单次, 参与者只能一次性地选择策略, 这无法保证全部群体取得最优的策略组合. 因此, 学习算法被引入到博弈论中. 学习过程表现为多次博弈, 参与者可以在过去行为的基础上进行决策^[12], 通过为参与者加入动态的策略选择约束, 保证博弈逐步达到全局最佳平衡.

通常, 在博弈过程中参与者能够选择他们的行为策略集合中的任何行为作为决策. 但有的情况下, 参与者并不能任意选择策略, 它能选择的策略取决于其现在的状态. 临近空间平台部署就是这种情况. 平台移动是连续的, 平台每次只能移动到临近的位置区域. RSAP 学习算法就适用于博弈参与者选择策略行为受所处状态限制的问题^[11].

设 $a(t)$ 为时刻 t 所有节点的策略组合 (即所有节点的位置集合). 节点 P_i 在时刻 t 可选择的行为集合是 P_i 在时刻 $t-1$ 的位置所决定的, 表示为 $A_i^R(a_i(t-1)) \subset A_i$. RSAP 学习算法描述如下:

第1步 随机 (每个节点以相等的概率) 选择一个节点 $P_i \in P$, 进行移动位置的选择. 所有其他节点保持自己的状态, 即 $a_{-i}(t) = a_{-i}(t-1)$.

第2步 选取的节点 P_i 从行为集 $A_i^R(a_i(t-1))$ 中, 按照以下的概率随机选择一个试验位置 \hat{a}_i :

$$\begin{cases} \Pr[\hat{a}_i = a_i] = \left(\frac{1}{r_i}\right), & a_i \in A_i^R(a_i(t-1)) \setminus a_i(t-1), \\ \Pr[\hat{a}_i = a_i(t-1)] = 1 - ((|A_i^R(a_i(t-1))| - 1)/r_i), \end{cases} \quad (10)$$

其中, $|A_i^R(a_i(t-1))|$ 表示集合 $A_i^R(a_i(t-1))$ 中元素个数, 即节点在当前位置上可选的移动位置个数; $r_i = \max_{a_i \in A_i} \{|A_i^R(a_i)|\}$, 表示节点 P_i 在每次移动时选择能够移动的位置个数的最大值.

第3步 当节点 P_i 选择一个试验位置后, P_i 按照以下概率来确定移动到该位置:

$$\begin{cases} \Pr[a_i(t) = \hat{a}_i] = \frac{\exp\{\beta U_i(\hat{a}_i, a_{-i}(t-1))\}}{D}, \\ \Pr[a_i(t) = a_i(t-1)] = \frac{\exp\{\beta U_i(a_i(t-1), a_{-i}(t-1))\}}{D}, \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\beta \geq 0$ 是一个探索的参数, 且 $D = \exp\{\beta U_i(\hat{a}_i, a_{-i}(t-1))\} + \exp\{\beta U_i(a_i(t-1), a_{-i}(t-1))\}$.

第4步 节点交互各自的效用函数, 求解势力场函数后, 从步骤1重复此过程.

该学习算法是一个在所有参与者行为空间上的马尔可夫过程, 具有惟一的平稳分布^[11]

$$\mu(a) = \frac{\exp\{\beta \rho(a)\}}{\sum_{a \in A} \exp\{\beta \rho(a)\}}, \quad a \in A. \quad (12)$$

当时间 $t > 0$ 足够长时, $\mu(a)$ 等于 $a(t) = a$ 的概率; 当 $\beta \uparrow \infty$ 时, 其随机稳定状态是使得势力场函数 ρ 取得极大值的群体行为组合, 也就是该博弈过程所有的纳什均衡状态^[12].

因此, RSAP 学习算法可以求出这个临近空间平台部署博弈的纳什均衡解, 使得势力场函数取得极大值, 算法即可终止. 此时所有平台的位置就是平台部署优化目标函数的最优解.

3 仿真结果

假设平台部署要覆盖的区域是 $500 \text{ km} \times 500 \text{ km}$, 任务空间划分为 $V = \{1, 2, \dots, 50\} \times \{1, 2, \dots, 50\}$ 的栅格. 随机生成归一化的用户密度分布, 假设满足 $\sum_x \sum_y v(x, y) = 1$. 假设部署 15 个平台节点, 高度为 20 km, 覆盖半径为 50 km, 发射功率为 1, $\delta = 1$. 所有节点的初始位置为 (1, 1). 节点每次能够向栅格的 4 邻域移动 1 格的步长. 设定 RSAP 学习算法中 $\beta = 1024$.

图 2 给出了学习算法优化求解后, 最终的临近空间平台部署和目标函数演化曲线. 其中图 2(a) 是以式 (2) 为目标函数的平台节点覆盖的优化部署结果, 并不考虑节点通信信道模型, 即设定覆盖范围内接收功率

是相同的;图 2(c)是以式(5)为目标函数的优化结果,考虑了通信信道的模型,可以看到,算法保证了平台节点的覆盖区域最终收敛到用户密集的区域.图 2(a)保证了网络有最大的覆盖范围覆盖用户,图 2(c)则在保证覆盖范围的同时,兼顾了用户密集区域的功率覆盖质量.图 2(b)和(d)为目标函数随着博弈过程的演化曲线.可以看到目标函数不断增大,最终稳定在一个较大值的范围.由于算法求得的是稳态分布,博弈依概率收敛于一个纳什均衡解,所以目标函数在达到极值后仍会波动.学习算法中可以通过设定 β 为随时间增长的函数,这样能够保证经过一定时间后目标函数波动逐渐缩小,当达到需求时即令算法停止迭代.

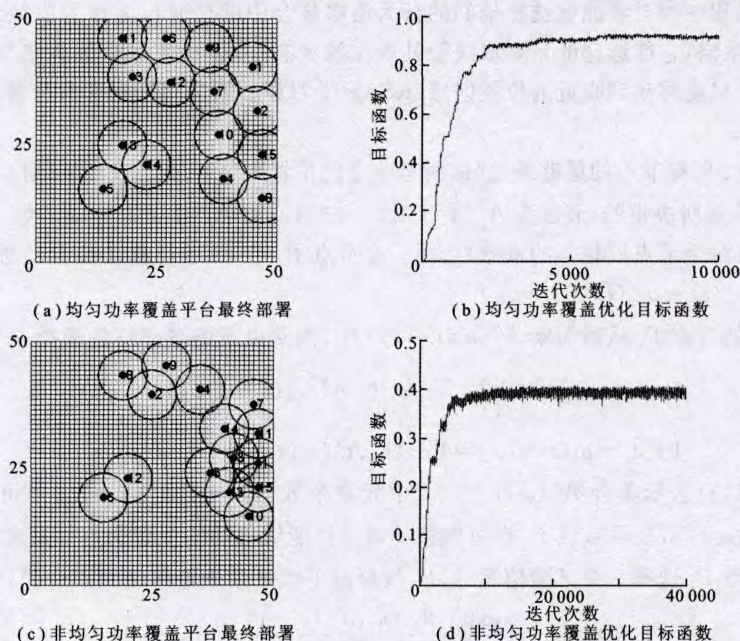


图 2 最终部署俯视图及目标函数的迭代曲线

4 总 结

针对临近空间平台自组织网络的分布式优化部署问题,笔者提出了一种基于博弈学习方法的解决方案.结合临近空间平台的特点,通过对临近空间自组织网络的分析,给出了网络部署的优化目标函数;根据临近空间平台自组织网络实际部署要求,利用博弈论进行建模,将该问题建模为一个势力场博弈.通过引入 RSAP 学习算法,求解出平台部署博弈的纳什均衡解,该解能够保证临近空间平台部署的目标函数取得一个极值解.该博弈学习方法是一个分布式优化方法,无需集中协调控制所有节点的移动,而且无需已知要部署区域的任务分布信息,节点能够自适应地探知任务空间,并最终收敛于最优部署位置.仿真分析表明,笔者所提出的方案能够使临近空间平台自适应地找出一个优化的位置部署,并最终收敛于该布局.

参考文献:

- [1] Alejandro A Z, Jose L C, Joss A D. High-Altitude Platforms for Wireless Communications [M]. Chichester: Wiley Press, 2008.
- [2] Karapantazis S, Pavlidou F. Broadband Communications Via High Altitude Platforms: A Survey [J]. IEEE Communication Surveys & Tutorials, 2005, 7(1): 2-31.
- [3] Gavan J, Tapuchi S. The Potential of High Altitude Platforms (HAPS) for Low Interference and Broadband Radio Services[C]//Proceedings of 5th Asia-Pacific Conference on Environmental Electromagnetics. Piscataway: IEEE, 2009: 17-25.
- [4] 汪俊, 易克初, 田斌, 等. 高空平台-地面 CDMA 系统上行容量提高 [J]. 西安电子科技大学学报, 2009, 36(5): 788-792.

- Wang Jun, Yi Kechu, Tian Bin, et al. Method for Improving the Uplink Capacity of an Integrated High Altitude Platform Station-terrestrial CDMA System[J]. Journal of Xidian University, 2009, 36(5): 788-792.
- [5] Gao Xinbo, Zong Ru. HAPS Ad Hoc Networks: Key Theory and Technology [J]. IEEE COMSOC MMTC E-Letter, 2010, 5(5):48-50.
- [6] Song H Y. A Method of Mobile Base Station Placement for High Altitude Platform Based Network with Geographical Clustering of Mobile Ground Nodes [C]//Proceedings of the International Multiconference on Computer Science and Information Technology. Piscataway: IEEE, 2008: 869-876.
- [7] Wang Xuyu, Gao Xinbo, Zong Ru, et al. An Optimal Model and Solution of Deployment of Airships for High Altitude Platforms [C]//2010 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2010: 1-6.
- [8] 朱志良, 叶宁, 刘军, 等. 基于临近空间飞行器的区域自组织网优化部署算法 [J]. 电子信息学报, 2011, 33(4): 915-921.
- Zhu Zhiliang, Ye Ning, Liu Jun, et al. Deployment Optimization Algorithm for Regional MANET Containing Near Space Vehicles as a Part[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(4): 915-921.
- [9] Aao O. Stratospheric Propagation and HAPs Channel Modeling [D]. Sweden: Master Thesis of Blekinge Institute of Technology, 2007.
- [10] Monderer D, Shapley L. Potential Games [J]. Games Economic Behavior, 1996, 14(1):124-143.
- [11] Marden J R, Arslan G, Shamma J S. Cooperative Control and Potential Games [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2009, 39(6):1393-1407.
- [12] Young H P. Individual Strategy and Social Structure Princeton [M]. NJ: Princeton Univ Press, 1998.

(编辑: 王 瑞)

(上接第 123 页)

- [4] Lu Lei, Yuan Lu, Min Hao, et al. A Fully Integrated 1.175-To-2GHz Frequency Synthesizer with Constant Bandwidth for DVB-T Applications [C]//Proceedings of the 2008 IEEE Radio Frequency Integrated Circuits Symposium. Piscataway: IEEE, 2008: 303-306.
- [5] Lam C, Razavi B. A 2.6-GHz/5.2-GHz Frequency Synthesizer in 0.4 μ m CMOS Technology [J]. IEEE Transactions on Solid-State Circuits, 2000, 35(5): 788-794.
- [6] Kuo Chunyi, Chang Jungyu. A Spur-reduction Technique for a 5-GHz Frequency Synthesizer [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2006, 53(3): 526-533.
- [7] Wu Ting, Hanumolu P K. Method for a Constant Loop Bandwidth in LC-VCO PLL Frequency Synthesizers [J]. IEEE Transactions on Solid-State Circuits, 2009, 44(2): 427-435.
- [8] 冯焱, 周海东, 陈贵灿. 多模式定位系统接收机中的分数频率综合器[J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(8): 85-91.
- Feng Yan, Zhou Haidong, Chen Guican. A Fractional-N Frequency Synthesizer for Multi-mode Positioning System Receivers [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(8): 85-91.
- [9] Lu Lei, Gong Zhichao, Liao Youchun, et al. A 975-to-1960MHz Fast-locking Fractional-N Synthesizer with Adaptive Bandwidth Control and 4/4.5 Prescaler for Digital TV Tuners [C]//Proceedings of 2009 IEEE International Solid-state Circuits Conference. Piscataway: IEEE, 2009: 396-397.
- [10] Djemouai A, Sawan M, Slamani M. New Circuit Techniques Based on a High Performance Frequency-to-Voltage Converter[C]//Proceedings of 6th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems. Piscataway: IEEE, 1999: 13-16.
- [11] Filanovsky I M, Baltes H P. Simple CMOS Analog Square-rooting and Squaring Circuits[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 1992, 39(4): 312-315.

(编辑: 齐淑娟)