

QoS 保障的 LTE-A 飞蜂窝资源块分配与 MCS 选择研究

李龙飞¹ 陈 昕¹ 向旭东²

(北京信息科技大学计算机学院网络文化与数字传播北京市重点实验室 北京 100101)¹

(北京科技大学计算机与通信工程学院 北京 100083)²

摘 要 针对 LTE-A 飞蜂窝网络下行链路的资源块(Resource Block, RB)分配与调制编码策略(Modulation-and-Coding Scheme, MCS)选择问题,构建了整数线性规划模型,以在保障每个飞蜂窝用户最小吞吐量的需求下,最大化飞蜂窝系统吞吐量。其中,吞吐量是衡量网络性能最重要的服务质量(Quality of Service, QoS)指标之一。鉴于此问题是一个 NP 难问题,提出了一种 ACOGA 智能优化算法。该算法结合遗传算法(Genetic Algorithm, GA)与蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)算法,可实现 RB 的动态分配与 MCS 的动态选择,并收敛到一种近优的分配策略。其中,GA 算法动态地优化 ACO 算法中的参数配置,ACO 算法利用优化后的参数配置执行 RB 分配与 MCS 选择。仿真表明,与采用静态参数配置的 ACO 算法相比较,ACOGA 算法可使飞蜂窝系统的吞吐量提高 12% 以上,并显著提高了收敛速率。

关键词 LTE-A, 飞蜂窝, MCS 选择, 资源块分配, QoS 保障

中图分类号 TP319

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.8.021

QoS-aware Resource Block Allocation and MCS Selection for LTE-A Femtocell Downlink

LI Long-fei¹ CHEN Xin¹ XIANG Xu-dong²

(Beijing Key Laboratory of Internet Culture and Digital Dissemination Research, School of Computer,

Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China)¹

(School of Computer and Communication Engineering, Beijing Science and Technology University, Beijing 100083, China)²

Abstract We addressed the problem of joint resource block(RB) allocation and modulation-and-coding scheme(MCS) selection for long term evolution-advanced(LTE-A) femtocell downlink. We first formulated the problem as an integer linear program(ILP) whose objective is to maximize the total throughput of a closed femtocell, while guaranteeing minimum throughput for each user. The throughput is one of the most important quality of service(QoS) metrics to measure the network performance. In view of the NP-hardness of the ILP, we then proposed an intelligent optimization algorithm called ACOGA with reduced polynomial time complexity. The proposed ACOGA algorithm applies the genetic algorithm (GA) to optimize the parametric configuration of the conventional ant colony optimization(ACO) algorithm, thereby speeding up the rate of convergence and improving the solution quality. Simulation results show that compared to the conventional ACO algorithm with static parametric configurations, the ACOGA algorithm can improved the system throughput by over 12% and achieves a faster rate of convergence.

Keywords LTE-A, Femtocell, MCS selection, Resource block allocation, QoS guarantees

1 引言

随着在线游戏、视频会议、手机电视等新业务的出现,移动用户对数据传输速率的需求不断增长。如何利用有限的频谱资源,最大化蜂窝系统的容量,满足移动用户对 QoS 的不同需求,是移动通信领域内研究的热点问题。因此,第三代合作伙伴计划(Third Generation Partnership Project, 3GPP)提出了长期演进计划(Long Term Evolution-Advanced, LTE-A)。为了改善室内移动用户的语音通话质量,提高数据传输

速率,移动运营商开始在现存的宏蜂窝网络中部署飞蜂窝基站(Femto Base Station, FBS)。FBS 是一种低功耗的室内基站,可有效提高室内的信号强度,降低宏蜂窝网络的负载。然而,在频谱共享模式下,飞蜂窝基站的密集部署会造成严重的同层干扰与跨层干扰,降低飞蜂窝系统的吞吐量,无法保障用户的服务质量。因此,如何设计能够保障用户 QoS 的资源分配算法受到广泛关注。

在 LTE-A 飞蜂窝网络下行链路中,物理层采用正交频分多址接入(Orthogonal Frequency Division Multiple Access,

到稿日期:2014-08-08 返修日期:2014-11-12 本文受国家自然科学基金面上项目(61370065)资助。

李龙飞(1987—),男,硕士生,主要研究领域为无线网络与安全,E-mail:longfei.li_stu@gmail.com;陈 昕(1965—),男,教授,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机网络及其性能评价、网络安全、航电网络,E-mail:chenxin@mail.tsinghua.edu.cn;向旭东(1986—),男,博士生,主要研究领域为计算机网络、计算机系统的性能评价与优化控制,E-mail:xudong_xiang@csnet1.cs.tsinghua.edu.cn。

OFDMA)技术,以正交频分复用技术(Orthogonal Frequency Division Multiplexing,OFDMA)为基础,具有频谱效率高、抗多径衰落能力强等优势^[1]。在 OFDMA 多址技术中,RB 是分配给用户的最小的无线资源单元,一个 RB 在频域上占用 12 个连续的子载波,在时域上包含 6 或 7 个连续的 OFDMA 符号^[2]。为了适应无线信道的频率选择性衰落和时变特性,LTE-A 网络在物理层采用自适应调制编码技术,以保障数据传输的可靠性^[3]。当信道条件良好时,FBS 为用户选择一个编码率较高的 MCS,以提高系统吞吐量;当信道条件较差时,FBS 为用户选择一个编码率较低的 MCS,以保障数据传输的可靠性。3GPP LTE-A 标准^[4,5]规定,在一个传输时间间隔(Transmission Time Interval,TTI)内,分配给同一用户的 RB 必须使用相同的 MCS。为了满足移动用户不同 QoS 需求,提高系统吞吐量,FBS 须根据当前信道的条件,为用户动态分配 RB,并选择最佳的 MCS。

目前,针对 LTE-A 飞蜂窝网络 RB 分配^[6-13]和 MCS 选择^[2,14]已有一些研究成果。如文献[8]研究了 OFDMA 系统中 RB、功率与比特的分配问题,运用拉格朗日乘数法最大化系统吞吐量;文献[9]针对 OFDMA 中子载波与比特分配问题,运用蚁群优化(Ant Colony Optimization,ACO)算法,最小化系统发射功率;文献[10]研究了 LTE-A 飞蜂窝网络子信道的分配,运用 ACO 算法,在保障用户最低误比特率的需求下,最大化系统容量;针对 LTE 网络下行链路中的 MCS 选择问题,文献[2]提出了一种指数有效的 SINR 映射方法(Exponential Effective SINR Mapping,EESM),文献[14]基于用户公平性与频谱效率方面的考虑,提出了 3 种不同的 MCS 选择机制。然而,上述文献在研究 RB 分配与 MCS 选择时,存在以下不足:(1)缺乏联合的 RB 动态分配与 MCS 动态选择;(2)缺乏对用户最小吞吐量的保障;(3)ACO 算法中的参数都是采用静态的配置方式,结果可能导致局部优化的 RB 分配与 MCS 选择策略。

针对 LTE-A 飞蜂窝网络下行链路中 RB 分配与 MCS 选择问题,提出了一种智能优化算法 ACOGA。该算法运用遗传算法(Genetic Algorithm,GA)动态地优化参数配置,ACO 算法利用优化后的参数配置实现动态 RB 分配和信道自适应 MCS 选择,在保障飞蜂窝用户最小吞吐量的需求下,最大化系统吞吐量。仿真验证表明,ACOGA 算法在收敛性和近优解上,明显优于采用静态参数配置的 ACO 算法。

2 LTE-A 飞蜂窝系统模型

2.1 信干噪比 SINR 分析

图 1 描述了在频谱共享模式下,LTE-A 飞蜂窝网络下行链路的部署情况^[15]。25 个 10m×10m 的房子均匀分布在宏蜂窝的覆盖范围内,每个房子被分割成 4 个大小均匀的房间,FBS 位于右上角的房间内,偏离房子中心位置(0.1m,0.1m)。房间内的移动用户通过飞蜂窝基站接入 LTE-A 飞蜂窝网络,一个飞蜂窝网络由一个 FBS 和多个飞蜂窝用户(Femto User Equipment,FUE)构成。假设宏蜂窝基站(Macro Base Station,MBS)覆盖半径为 500m,两个相邻 FBS 之间的距离为 20m,FUE 随机地分布在室内,FBS 工作在闭合接入模式。

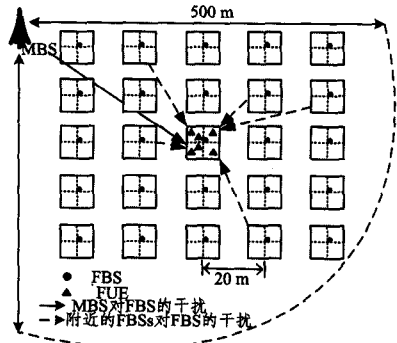


图 1 LTE-A 飞蜂窝网络示意图

在 RB_n 的第 *m* 个子载波上,FBS_i 服务的 FUE_u 接收到的 SINR 定义为:

$$\gamma_{n,m}^{i,u} = \frac{p_{n,m}^{i,u} G_{FBS} h_{n,m}^{i,u}}{P_{n,m}^u G_{MBS} H_{n,m}^u + \sum_{k=1, k \neq i}^K p_{n,m}^{k,u} G_{FBS} h_{n,m}^{k,u} + N_0 B_0} \quad (1)$$

式中符号的物理意义参照表 1。

表 1 符号定义

符号	物理意义
$p_{n,m}^{i,u}$	在 RB _n 的第 <i>m</i> 个子载波上,FBS _i 到 FUE _u 的发送功率
$P_{n,m}^u$	在 RB _n 的第 <i>m</i> 个子载波上,MBS 到 FUE _u 的发送功率
G_{FBS}	FBS 的天线增益
G_{MBS}	MBS 的天线增益
$h_{n,m}^{i,u}$	在 RB _n 的第 <i>m</i> 个子载波上,FBS _i 到 FUE _u 的信道增益
$H_{n,m}^u$	在 RB _n 的第 <i>m</i> 个子载波上,MBS 到 FUE _u 的信道增益
N_0	加性高斯白噪声功率谱密度
B_0	子载波带宽
K	FBS 数目

2.2 MCS 选择

在 LTE-A 飞蜂窝网络中,运用指数有效 SINR 映射方法 EESM 为 FUE 选择 MCS,如表 2 所列。依据 EESM 方法,可得 FUE_u 在 RB_n 上接收到的 SINR 为:

$$\gamma_n^{i,u}(\beta_r) = -\beta_r \ln \left(\frac{1}{M_{n,b}} \sum_{m=0}^{M_{n,b}-1} \exp \left(-\frac{\gamma_{n,m}^{i,u}}{\beta_r} \right) \right) \quad (2)$$

其中, $M_{n,b}$ 表示一个 RB 包含的子载波数,在 LTE-A 标准中,取值为 12; β_r 表示 EESM 调节因子,与具体的 MCS_r 有关。

表 2 LTE-A 下行链路 MCS 索引表^[1]

MCS 索引	调制	编码率 (×1024)	Efficiency 比特/符号	β_r	SINR 阈值 Γ_r 10% BLER(dB)
0			Out of range		
1	QPSK	78	0.1523	1.00	-9.478
2	QPSK	120	0.2433	1.40	-6.658
3	QPSK	193	0.3770	1.40	-4.098
4	QPSK	308	0.6010	1.48	-1.798
5	QPSK	449	0.8770	1.50	0.399
6	QPSK	602	1.1758	1.62	2.424
7	16QAM	378	1.4766	3.10	4.489
8	16QAM	490	1.9141	4.32	6.367
9	16QAM	616	2.4063	5.37	8.456
10	64QAM	466	2.7305	7.71	10.266
11	64QAM	567	3.3223	15.5	12.218
12	64QAM	666	3.9023	19.6	14.122
13	64QAM	772	4.5234	24.7	15.849
14	64QAM	873	5.1152	27.6	17.786
15	64QAM	948	5.5547	28.0	19.809

在 ACOGA 算法中,FBS 依据 $\gamma_n^{i,u}$ 动态分配 RB。假设 FUE_u 最终分配的 RB 数目为 N_u ,通过运用 EESM 方法,可

以把 SINR $\{\gamma_0^u, \dots, \gamma_n^u, \dots, \gamma_{N-1}^u\}$ 映射成单一 SINR $\gamma^{i,u}$, 利用 SINR $\gamma^{i,u}$, 为 FUE u 选择 MCS:

$$r = \max\{r | \Gamma_r \leq \gamma^{i,u}(\beta), \text{ for } r=1, \dots, R\} \quad (3)$$

其中, Γ_r 是在误块率(BLock Error Rate, BLER)为 10% 时所测得的 SINR 阈值, 目的是保障数据传输的可靠性; R 表示 MCS 索引数目。

2.3 飞蜂窝系统吞吐量

FUE u 在 RB n 上的吞吐量 $TP_{u,n,r}$ ^[5] 为:

$$TP_{u,n,r} = BR_{u,n,r} \cdot (1 - BLER(r, \gamma_n^u)) \quad (4)$$

其中,

$$BR_{u,n,r} = \frac{M_{rb} \cdot SY_{nb}}{T_{rb}} \cdot \sum_{r=1}^R eff_r \cdot \theta_{u,r} \quad (5)$$

$$\sum_{r=1}^R \theta_{u,r} \leq 1 \quad (6)$$

式(5)中, $BR_{u,n,r}$ 表示 MCS 为 r 时, FUE u 在 RB n 上的比特率, SY_{nb} 表示 RB n 包含的 OFDMA 符号数目, T_{rb} 表示 RB n 的持续时间, eff_r 表示比特/符号, 如表 2 所列。式(6)表示 FBS 至多可以为 FUE u 选择一种 MCS, $\theta_{u,r}$ 为二元决策变量:

$$\theta_{u,r} = \begin{cases} 1, & \text{如果 FBS 为 FUE}u \text{ 选择 MCS}r \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

可将 RB 分配与 MCS 选择描述为整数线性规划:

$$\text{Maximize } \sum_{u=0}^{U-1} \sum_{n=0}^{N-1} TP_{u,n,r} \times \varphi_{u,n} \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \sum_{u=0}^{U-1} \varphi_{u,n} \leq 1, \forall n \quad (8)$$

$$\sum_{n=0}^{N-1} TP_{u,n,r} \times \varphi_{u,n} \geq TP_u^{REQ}, \forall u \quad (9)$$

$$\sum_{u=0}^{U-1} N_u = N \quad (10)$$

$$\varphi_{u,n} \in \{0, 1\}, \forall u, n \quad (11)$$

目标函数(7)表示最大化飞蜂窝系统吞吐量; 约束(8)表示 RB n 至多分配给一个 FUE; 约束(9)保障每个 FUE 的最小吞吐量需求, 即保障每个 FUE 的 QoS 需求; 约束(10)确保系统的 RB 全部分配给 FUE; 约束(11) $\varphi_{u,n}$ 为二元决策变量:

$$\varphi_{u,n} = \begin{cases} 1, & \text{如果 FBS 为 FUE}u \text{ 分配 RB}n \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

该优化问题是一个 NP 难问题^[16]。若飞蜂窝网络中 RB 或者 FUE 数目过大, 则无法在多项式时间内获得近优解。为获得近优的分配策略, 提出了一种多项式时间的智能优化算法 ACOGA。

3 ACOGA 智能优化算法

3.1 算法设计

ACO 算法^[17]在求解一些 NP 难问题时, 具有鲁棒性与并行性, 而收敛速度与收敛值均受限于参数的配置。这些参数包括: (1)信息素启发式因子 $\alpha > 0$; (2)期望启发式因子 $\beta > 0$; (3)信息素挥发因子 $\rho > 0$; (4)信息素强度 $Q > 0$ 。传统 ACO 算法采用静态的参数配置 $\Theta = (\alpha, \beta, \rho, Q)$ ^[8,15], 结果可能导致局部优化的 RB 分配与 MCS 选择策略。为了克服这个缺陷, 提出的 ACOGA 算法运用遗传算法在范围 $(\Theta_{\min}, \Theta_{\max})$ 内动态地优化参数配置 Θ 。其中, 定义参数配置 Θ 的边界 $\Theta_{\min} = (0, 0, 0, 0)$ 与 $\Theta_{\max} = (\alpha_{\max}, \beta_{\max}, \rho_{\max}, Q_{\max})$ 。

在分配频谱资源时, ACOGA 算法与传统 ACO 算法相

比, 具有的优势包括: (1)GA 算法为 ACO 算法提供了参数预处理操作; (2)运用指数有效 SINR 映射 EESM 方法, 选择 MCS; (3)在 RB 分配与 MCS 选择时, 保障了 FUE 的最小吞吐量需求, 即式(9)。

ACOGA 算法的 RB 分配等价于旅行商问题^[17]的路径选择。约束(8)限定每个 RB 只能分配给一个 FUE, RB 作为路径节点, 仅能被每只蚂蚁访问一次。FUE 作为连接相邻节点的边, 若飞蜂窝网络存在多个 FUE, 则在两节点之间将存在多条边。ACOGA 算法的设计思路如图 2 所示, 设飞蜂窝系统中有 4 个 RB 和 2 个 FUE, M 只蚂蚁参与资源分配, 图中虚边与空心节点相连接, 构成了蚂蚁 m 爬行的一条完整路径, 对应一种可行的 RB 分配与 MCS 选择策略。第 1 步, 蚂蚁 m 经过边 0 到达节点 0, 即 FBS 为 FUE0 分配了 RB0, 此时设 FUE0 的最小吞吐量需求满足。因此, 第 2 步, 边 0 被移除, RB2 分配给 FUE1, 此时设 FUE1 的需求满足。由于约束(9)满足, 系统中还有剩余的 RB 资源, 为了满足约束(10), 在第 3 步与第 4 步中, 恢复边 0 与边 1, 蚂蚁 m 继续爬行剩余的节点。

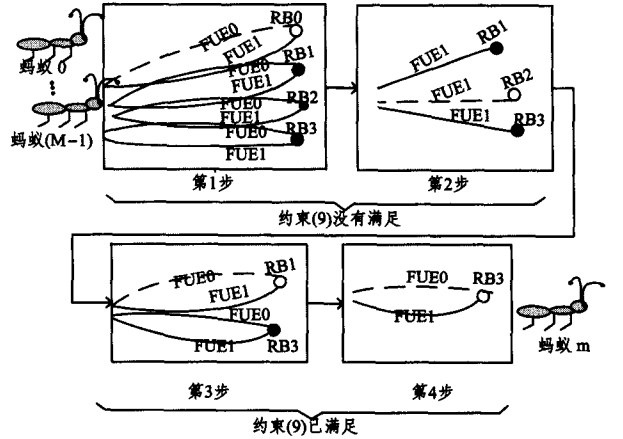


图 2 蚂蚁 m 的爬行路径

为了保存 M 只蚂蚁的分配结果, 此处定义了 3 个二维表: 禁忌表 $B_{M \times N}$ 、路由表 $R_{M \times N}$ 和 MCS 表 $M_{M \times U}$, 如图 3 所示。图 3(a)、(b)、(c) 中的元素值均初始化为 -1, 表示 FBS 尚未给 FUE 分配 RB。当蚂蚁 m 经过边 u 到达节点 n 时, 将禁忌表中的元素 $B(m, n)$ 置为 1, 表示 RB n 已被分配给某个 FUE, 将路由表中的元素 $R(m, n)$ 置为 FUE 的编号 u , 将 MCS 表中的元素 $M(m, u)$ 置为 MCS 索引 r 。

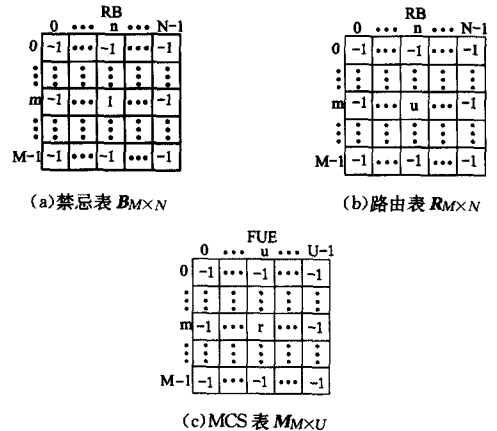


图 3 禁忌表、路由表与 MCS 表结构

3.2 算法描述

算法1描述了RB的动态分配与MCS的动态选择。该算法的具体流程如下。

算法1 ACOGA算法

```

1. Procedure ACOGA(T, M, P,  $\gamma_{n,u}^{i,u}$ ,  $\Theta_{\min}$ ,  $\Theta_{\max}$ )
2.  $B_{M \times N} \leftarrow -1$ ,  $R_{M \times N} \leftarrow -1$ ,  $M_{M \times U} \leftarrow -1$ ;
3. GNOTP  $\leftarrow 0$ , fitnessValue[p]  $\leftarrow 0$ ,  $\forall p \in \{0, \dots, P-1\}$ ;
4. 随机生成参数配置向量  $\{\Theta_0, \dots, \Theta_p, \dots, \Theta_{P-1}\}$ ,  $\forall \Theta_p \in (\Theta_{\min}, \Theta_{\max}]$ ;
5. for t=0 to T-1 do ▷迭代计数器
6.   for p=0 to P-1 do ▷个体计数器
7.     for m=0 to M-1 do ▷蚂蚁计数器
8.       for s=0 to S-1 do ▷S=N, 蚂蚁m的第s步
9.         if 约束(9)满足, 即保障了所有FUE需求 then
10.           跳转: 步骤22;
11.         else
12.           if  $LTP_{m,u}^{i,p} < TP_u^{REQ}$  then
13.             若  $B(m, n) = -1$ , 则依据式(12), 蚂蚁m经过边u到达节点n;
14.              $B(m, n) = 1$ ,  $R(m, n) = u$ ;
15.             依据式(2)与式(3), 可得MCS索引;
16.             依据式(4), 可得  $LTP_{m,u}^{i,p}$ ;
17.           else
18.             移除边u(同图2中的步骤1与步骤2);
19.           end if
20.         end if
21.       end for
22.       if s < S then
23.         蚂蚁m爬行剩余的节点(同图2中的第3步与第4步);
24.       end if
25.     end for
26.   获得局部最优吞吐量  $LOTP^{i,p}$ ;
27.   依据式(13)与式(14), 更新信息素  $\tau_{n,u}$ ;
28.   fitnessValue[p] =  $LOTP^{i,p}$ ;
29. end for
30. 利用GA算法更新参数向量  $\{\Theta_0, \dots, \Theta_p, \dots, \Theta_{P-1}\}$ ;
31. 随着个体  $\Theta_p$  不断迭代更新, 收敛至全局近优的吞吐量 GNOTP, 保存全局近优的RB分配策略  $R_{GNOTP}$  和MCS选择策略  $M_{GNOTP}$ ;
32. end for
33. return  $R_{GNOTP}$ ,  $M_{GNOTP}$ , GNOTP
34. end Procedure

```

(1)步骤2、3, 初始化3个表结构与全局变量。

(2)步骤4, 随机生成表示GA算法种群P的参数配置向量 $\{\Theta_0, \dots, \Theta_p, \dots, \Theta_{P-1}\}$, Θ_p 是种群P中的某个个体, 取值在 $(\Theta_{\min}, \Theta_{\max}]$ 之间。

(3)步骤6-31, 迭代进行RB分配与MCS选择, 更新参数配置向量, 具体分为(3a)、(3b)与(3c)3个阶段。

3a)步骤7-25, 任意蚂蚁m爬完一条完整路径, 产生一种可行的RB分配策略 R_m 和MCS选择策略 M_m , 分别对应路由表 $R_{M \times N}$ 与MCS表 $M_{M \times U}$ 中的第m行。

步骤13, 蚂蚁m依据转移概率 $p_{n,u}^m$, 经过边u到达节点n;

$$p_{n,u}^m = \begin{cases} \frac{[\tau_{n,u}]^\alpha \cdot [\eta_{n,u}]^\beta}{\sum_{l \in N^m} \sum_{j \in U^m} [\tau_{l,j}]^\alpha \cdot [\eta_{l,j}]^\beta}, & n \in N, u \in U \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\tau_{n,u}$ 与 $\eta_{n,u}$ 分别表示信息素跟踪轨迹与期望启发信息, N^m 与 U^m 分别表示可用的节点与边的数目。 $\tau_{n,u}$ 初始化为1, $\eta_{n,u}$ 定义为 $SINR \gamma_n^{i,u}$ 。

步骤15、16, 保障FUEu的最小吞吐量需求。在S次循环内(每次循环分配一个RB), 若 $LTP_{m,u}^{i,p} < TP_u^{REQ}$ (LTP : Local ThroughPut), 即边u没有被移除, 当蚂蚁m从一个节点经过边u到达另一个节点时, 则执行以下操作: (a)遍历路由表 $R_{M \times N}$ 中第m行, 查找并记录到目前为止已经分配给FUEu的RB; (b)依据式(2), 可得FUEu接收到的 $SINR \gamma_n^{i,u}$; (c)依据式(3), 为FUEu选择MCS, 并保存至 $M_{M \times U}$ 表中的元素 $M(m, u)$; (d)依据式(4), 可得FUEu的局部吞吐量 $LTP_{m,u}^{i,p}$ 。

步骤23, 当约束(9)满足后, 若系统内还有剩余的RB, 则恢复所有移除的边, 蚂蚁m将继续选择剩余的节点。当蚂蚁m经过边u到达某节点时, 更新 $M(m, u)$ 与 $LTP_{m,u}^{i,p}$ 。

3b)步骤26, M只蚂蚁有M条完整的爬行路径, 会产生M种可行的分配方案。设第 $m(m \in \{0, \dots, M-1\})$ 种分配方案下, 系统吞吐量为 $LTP_m^{i,p} = \sum_{u=0}^{U-1} LTP_{m,u}^{i,p}$ 。选择一个局部最优的系统吞吐量, 记为 $LOTP^{i,p}$ ($LOTP$: Local Optimal ThroughPut), 对应局部最优的RB分配策略 R_{LOTP} 和MCS选择策略 M_{LOTP} 。

步骤27, 当M只蚂蚁爬完完整的路径后, 更新 $\tau_{n,u}$ 。为了加快收敛速度, 只更新局部最优路径上的信息素:

$$\tau_{n,u}(p+1) = (1-\rho)\tau_{n,u}(p) + \Delta\tau_{n,u} \quad (13)$$

其中

$$\Delta\tau_{n,u} = \begin{cases} \frac{Q}{LOTP^{i,p}}, & \text{局部最优的路径} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (14)$$

3c)步骤30, 每次迭代结束前, 使用GA算法^[18]更新参数配置向量 $\{\Theta_0, \dots, \Theta_p, \dots, \Theta_{P-1}\}$, 具体操作包含:

①选择。提供了一种优胜劣汰的机制, 依据适应度值对个体进行评估, 采用的方法为轮盘赌选择方案。本文中, 利用适应度值 $fitnessValue[p]$, 衡量个体 Θ_p 的优劣程度, 这里将 $fitnessValue[p]$ 设置为系统吞吐量 $LOTP^{i,p}$ 。 $fitnessValue[p]$ 越大, 则个体 Θ_p 生存下来的概率越大。

②编码。首先, 分别将每个个体 Θ_p 中的 $\alpha_p, \beta_p, \rho_p, Q_p$ 由浮点数转换成整数; 然后, 按照一定的映射机制, 把4个整型变量分别转换成二进制字符串 $b_{\alpha_p}, b_{\beta_p}, b_{\rho_p}, b_{Q_p}$, 且每个二进制字符串长度为7比特; 最后, 把4个二进制字符串连接成一个单一的字符串 b_p , 长度为28比特, 如表3所列。

表3 编码过程

GA: 编码
for p=0 to P-1 do
$\alpha_p, \beta_p, \rho_p, Q_p$ 分别被转换成整型变量;
4个整型变量分别被映射成二进制字符串 $b_{\alpha_p}, b_{\beta_p}, b_{\rho_p}, b_{Q_p}$, 且长度为7比特;
$b_{\alpha_p} + b_{\beta_p} + b_{\rho_p} + b_{Q_p} = b_p$; ▷“+”为字符串连接符号
end for

③交叉。种群中某两个个体 b_{p1} 、 b_{p2} 按照交叉概率 P_c 进行字符串间的替换,从而产生新个体 b'_{p1} 、 b'_{p2} ,由于 b_p 由 α_p 、 β_p 、 ρ_p 、 Q_p 连接而成,因此其属于多点交叉,如表 4 所列。

表 4 交叉过程

GA:交叉
for $p=0$ to $P-1$ do
随机生成变量 d ; $0 < d < 1$;
if $d < P_c$ then
随机选择两个个体 b_{p1} 、 b_{p2} ;
依据图 4 所示的原理进行多点交叉,从而产生新个体 b'_{p1} 、 b'_{p2} 。
end if
end for

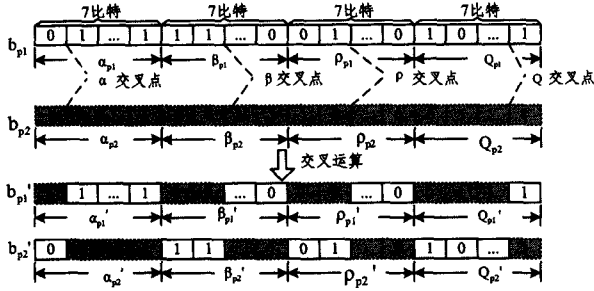


图 4 交叉原理

④变异。种群中某一个体 b_p 按照变异概率 P_m 进行字符串中某比特的替换。如果该位为 1,则替换为 0;反之,则替换为 1,从而产生新个体 b'_{p1} 。由于 b_p 由 α_p 、 β_p 、 ρ_p 、 Q_p 连接而成,因此其属于多点变异,如表 5 所列。

表 5 变异过程

GA:变异
for $p=0$ to $P-1$ do
随机生成变量 d ; $0 < d < 1$;
if $d < P_m$ then
随机选择个体 b_p ;
依据图 5 所示的原理进行多点变异,从而产生新个体 b'_{p1} 。
end if
end for

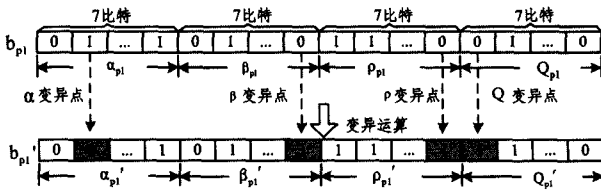


图 5 变异原理

⑤解码。编码的逆过程,字符串 b_p 被还原成新的浮点型 Θ_p 。

步骤 31,随着个体 Θ_p 不断迭代更新,可以收敛到全局近优的 RB 分配策略 R_{GNOTP} 和 MCS 选择策略 M_{GNOTP} (Global Near Optimal ThroughPut,GNOTP),对应着全局近优的系统吞吐量 $GNOTP$ 。

3.3 算法时间复杂度分析

表 6 列出了算法 1 的时间复杂度。当飞蜂窝系统中 RB 数目与 FUE 数目足够大时,低次幂的影响可忽略不计。在 ACOGA 算法中, M 只蚂蚁利用迭代更新的 P 个个体,经过 U 个边,遍历 N 个节点,经过 T 次迭代,则 ACOGA 算法的近似时间复杂度为 $O(T \times P \times M \times N^2 \times U)$ 。

表 6 ACOGA 算法的时间复杂度分析

内容	时间复杂度
初始化禁忌表 $B_{M \times N}$	$O(M \times N)$
初始化路由表 $R_{M \times N}$	$O(M \times N)$
初始化 $M \times U$	$O(M \times U)$
算法 1 中,步骤 4	$O(P)$
算法 1 中,步骤 9、10	$O(U)$
算法 1 中,步骤 13	$O(N \times U)$
算法 1 中,步骤 14	$O(1)$
算法 1 中,步骤 15	$O(N)$
算法 1 中,步骤 16	$O(1)$
算法 1 中,步骤 8-24, 即每只蚂蚁单独构造解	$O(U + N \times (N \times U + 1 + N + 1)) =$ $O(U + N^2 \times U + 2N + N^2) \approx$ $O(N^2 \times U)$ (当 N, U 足够大时)
算法 1 中,步骤 7-25, 即 M 只蚂蚁构造解	$O(M \times N^2 \times U)$
算法 1 中,步骤 27	$O(N \times U)$
算法 1 中,步骤 6-29, 即一次迭代中, P 个个体, M 只蚂蚁构造解	$O(P \times (M \times N^2 \times U + N \times U))$
算法 1 中,步骤 30	编码: $O(P)$; 交叉: $O(P)$; 变异: $O(P)$; 解码: $O(P)$
算法 1 中,步骤 5-32, 即 T 次迭代构造解	$O(T \times (P \times (M \times N^2 \times U + N \times U) + 4P)) \approx$ $O(T \times P \times M \times N^2 \times U)$ (当 N, U 足够大时)

4 仿真验证

考查如图 1 所示的飞蜂窝系统,设中心飞蜂窝的覆盖范围内随机分布着 6 个 FUE,其最小吞吐量需求分别为 1.0, 5.5, 2.5, 3.0, 4.0 和 5.0 Mbps。中心飞蜂窝的下行通信受到邻近 24 个飞蜂窝的同层干扰以及宏蜂窝的跨层干扰。LTE-A 飞蜂窝系统仿真参数如表 7 所列。

表 7 LTE-A 飞蜂窝系统仿真参数

参数	值
FBS, MBS 总发射功率	20, 43 dBm
系统带宽	10 MHz
RB 数目	50
载波中心频率	2.0 GHz
子载波数目	600
T_{rb} , M_{rb} , SY_{rb}	0.5 ms, 12, 7
天线配置	SISO 1 $\times$ 1
天线增益	3 dBi, 8 dBi, 3 dBi
(FBS, MBS, FUE)	
路径损耗模型	$L(d) = \begin{cases} 20 \lg(\frac{4\pi d}{\lambda}), & d \leq d_0 \\ L(d_0) + 35 \lg(\frac{d}{d_0}), & d > d_0 \end{cases}$ d : 传播距离; λ : 波长; d_0 : 5 m (室内通信); 30 m (室外通信)
内墙(外墙)穿透损耗	5 dB (10 dB)
阴影衰落标准方差	4 dB (室内通信); 8 dB (室外通信)
热噪声功率谱密度	-174 dBm/Hz
$\Theta_{max} = (\alpha_{max}, \beta_{max}, \rho_{max}, Q_{max})$	1.0, 5.0, 0.1, 100.0
P_c, P_m	0.20, 0.08
M, P, T	10, 10, 300

图 6 比较了 ACOGA 算法与传统 ACO 算法的收敛速率与收敛值。传统的 ACO 算法采用静态的参数配置 $\Theta_1 = (1.0, 1.0, 0.2, 100)^{[8]}$ 与 $\Theta_2 = (1.0, 1.0, 0.1, 1.0)^{[15]}$, ACOGA 采用动态的参数配置, Θ_{max} 设置如表 7 所列。可以看出, ACOGA 算法迭代约 30 次即可收敛, 然而, ACO(Θ_1) 与 ACO(Θ_2) 算法需分别迭代约 150 和 180 次才能收敛。此外, ACOGA 算法的收敛值约为 31 Mbps, 而 ACO(Θ_1) 与 ACO

(Θ_2)算法的收敛值分别约为 27.2 Mbps 和 27.7 Mbps, ACOGA 算法可使飞蜂窝系统的吞吐量提高 12% 以上。可见, ACOGA 算法的动态参数配置能为飞蜂窝系统带来吞吐量增益。

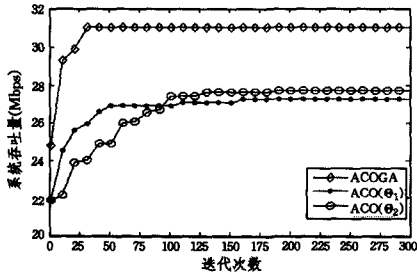


图6 ACOGA与ACO算法的收敛速度比较

图7表示FUE吞吐量随迭代次数的变化情况。可以看出, ACOGA算法在迭代过程中, 始终能够保障每个FUE的最小吞吐量需求。算法收敛后, FUE 1的吞吐量约为 10Mbps, 远大于 1Mbps 的最小吞吐量需求, 而 FUE 2—FUE 6 的吞吐量刚好满足最小吞吐量需求。原因在于, 所有 FUE 的最小吞吐量得到保障后, 系统还有未分配的 RB, 为了最大化系统吞吐量, FBS 会将剩余的 RB 全部分配给信道条件最好的 FUE 1, 如表 8 所列。

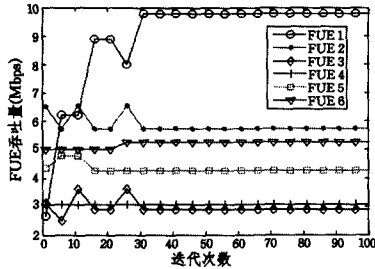


图7 FUE的吞吐量比较

表8 近优RB分配与MCS选择方案

FUE 编号	RB 编号	MCS 索引
1	(20,22,25,27,28,32,34,36,38,40,42)	15
2	(1,9,12,15,18,23,26)	14
3	(6,7,47,49)	13
4	(0,2,3,4,8,11,14,17)	9
5	(5,10,13,16,19,21,24,30)	11
6	(29,31,33,35,37,39,41,43,44,45,46,48)	9

表8给出了 ACOGA 算法收敛后的近优 RB 分配与 MCS 选择方案。MCS 索引的大小反映了 FUE 所处信道条件的优劣: FUE1>FUE2>FUE3>FUE5>FUE4(FUE6)。

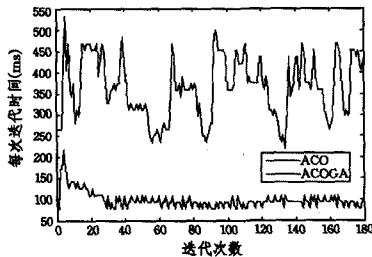


图8 ACOGA与ACO算法的时间复杂度比较

图8比较了 ACOGA 算法与 ACO 算法的时间复杂度。在每次迭代时间中, ACOGA 算法用时大约在 250ms~450ms 之间, 而 ACO 算法用时大约在 75ms~110ms 之间。从每次

迭代时间的角度分析, ACO 算法快于 ACOGA 算法。然而, ACOGA 算法收敛于 30 次, 所用总的时间约为 9000ms; 而 ACO 算法收敛于 180 次, 所用总的时间约为 17000ms。从收敛次数的角度分析, ACOGA 算法快于 ACO 算法。

结束语 针对 LTE-A 飞蜂窝网络下行链路中的 RB 分配与 MCS 选择问题, 首先, 构建了整数线性规划模型, 在保障每个 FUE 最小吞吐量需求的前提下, 最大化飞蜂窝系统吞吐量; 然后, 为了克服 ACO 算法静态参数配置的不足, 运用 GA 算法对参数进行预处理; 最后, 提出了一种保障飞蜂窝用户 QoS 的智能优化算法 ACOGA。仿真结果表明, 与采用静态参数配置的 ACO 算法相比, ACOGA 算法可以得到近优的 RB 分配与 MCS 选择方案, 对系统吞吐量的提升超过 12%, 同时能获得更快的收敛速度。

参考文献

[1] 王东, 冯文江, 衡玉龙. OFDMA 协同通信系统资源分配算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(5): 86-90
Wang Dong, Feng Wen-jiang, Heng Yu-long. Resource allocation algorithm in OFDMA cooperative communication systems [J]. Computer Science, 2012, 39(5): 86-90

[2] Fan J, Yin Q, Li G. MCS selection for throughput improvement in downlink LTE systems[C]// Proceedings of IEEE ICCCN. 2011: 1-5

[3] Malik S, Moon S, Kim B, et al. Novel MCS Based Relay Protocols for Throughput Optimization Using AMC in LTE-Advanced System[C]// Proceedings of the 47th IEEE HICSS. 2014: 5114-5121

[4] Munoz-Medina O, Agustin A, Vidal J. MCS and sub-band selection for downlink interference coordination in LTE-A femtocells [C]// Proceedings of IEEE VTC Fall. 2012: 1-5

[5] Lopez-Perez D, Chu X, Vasilakos A V, et al. On distributed and coordinated resource allocation for interference mitigation in self-organizing LTE networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2013, 21(4): 1145-1158

[6] Zhang H, Zheng W, Chu X, et al. Joint subchannel and power allocation in interference-limited OFDMA femtocells with heterogeneous QoS guarantee[C]// Proceedings of IEEE Globecom. 2012: 4572-4577

[7] 张宝, 邱玲. OFDMA Femtocell 网络中混合接入方式下的资源分配策略[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(11): 2569-2574
Zhang Bao, Qiu Ling. Resource allocation policy in hybrid access OFDMA femtocell network [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011, 33(11): 2569-2574

[8] Zhu Hui-ling, Wang Jiang-zhou. Chunk-Based Resource Allocation in OFDMA Systems-Part II: Joint Chunk, Power and Bit Allocation[J]. IEEE Transactions on Communications, 2012, 60(2): 499-509

[9] Ahmadi H, Chew Y. Subcarrier-and-bit allocation in multiclass multiuser single-cell OFDMA systems using an ant colony optimization based evolutionary algorithm [C]// Proceedings of IEEE WCNC. 2010: 1-5

[10] Liu D, Zhang H, Zheng W, et al. The sub-channel allocation algorithm in femtocell networks based on Ant Colony Optimization[C]// Proceedings of IEEE MILCOM. 2012: 1-6

计算 CPS 中节点交互介数,确定节点重要性排序,一方面可用于分析 CPS 中重要节点所在,做好提前防护或重点备份,确保系统正常运用;另一方面,在有多个节点失效时可迅速确定维修顺序,尽快恢复系统性能,提高系统抗毁性。这对于 CPS 的部署、运行和维护具有重要指导意义。

结束语 本文针对信息物理融合系统的内在结构特点,构建交互网络模型,并提出一种有效的节点重要性排序方法,可为 CPS 的实际应用提供重要参考。CPS 具有广阔的应用前景,CPS 拓扑结构研究对 CPS 的深入研究具有重要的指导意义,有待于进一步展开。

参考文献

- [1] Guinard D, Trifa V. Towards the web of things; Web mashups for embedded devices[C]//Proceedings of WWW(International World Wide Web Conferences) Workshop on Mashups, Enterprise Mashups and Lightweight Composition on the Web(MEM 2009). Madrid, Spain; Springer-Verlag, 2009;15-22
- [2] 王中杰,谢璐璐. 信息物理融合系统研究综述[J]. 自动化学报, 2011,37(10):1157-1166
Wang Zhong-jie, Xie Lu-lu. Cyber-physical systems; a survey [J]. Acta Automatica Sinica, 2011,37(10):1157-1166
- [3] 李仁发,谢勇,李蕊,等. 信息-物理融合系统若干关键问题综述[J]. 计算机研究与发展, 2012,49(6):1149-1161
Li Ren-fa, Xie Yong, Li Rui, et al. Survey of Cyber-Physical Systems[J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(6):1149-1161
- [4] Baheti R, Gill H. Cyber-physical systems[M]//The Impact of Control Technology. Washington DC, USA: IEEE, 2011; 161-166
- [5] 林峰,舒少龙. 赛博物理系统发展综述[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2010,38(8):1243-1249
Lin Feng, Shu Shao-long. A review on Cyber-Physical Systems [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2010, 38 (8):1243-1249
- [6] Wan Jia-fu, Yan He-hua, Suo Hui, et al. Advances in Cyber-Physical Systems Research[J]. KSII Transactions on Internet & Information Systems, 2011,5(11):1891-1908
- [7] Rajkumar R R, Lee I, Sha L, et al. Cyber-physical systems; the next computing revolution[C]//Proceedings of the 47th Design

- Automation Conference. New York:ACM, 2010;731-736
- [8] 何明,梁文辉,陈希亮,等. CPS 系统体系结构顶层设计研究[J]. 计算机科学, 2013,40(11):18-22
He Ming, Liang Wen-hui, Chen Xi-liang, et al. Research on top-level design of architecture for Cyber-physical Systems[J]. Computer Science, 2013,40(11):18-22
- [9] Zhu Quan-yan, Rieger C, Basar T. A hierarchical security architecture for cyber-physical systems[C]//2011 4th International Symposium on Resilient Control Systems (ISRCs). Boise ID, USA; IEEE, 2011;15-20
- [10] Dillon T S, Zhuge Hai, Wu Chen, et al. Web-of-things framework for cyber-physical systems[J]. Concurrency and Computation; Practice and Experience, 2011,23(9):905-923
- [11] Yagan O, Qian Da-jun, Zhang Jun-shan, et al. Optimal allocation of interconnecting links in cyber-physical systems; Interdependence, cascading failures, and robustness[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012,23(9):1708-1720
- [12] 陈丽娜,王小乐,邓苏. CPS 体系结构设计[J]. 计算机科学, 2011,38(5):295-300
Chen Li-na, Wang Xiao-le, Deng Su. Cyber-physical System architecture design[J]. Computer Science, 2011,38(5):295-300
- [13] Lee E A, Seshia S A. Introduction to embedded systems; A cyber-physical systems approach[M]. Berkeley: Lee & Seshia, 2011;1-15
- [14] Yagan O, Qian Da-jun, Zhang Jun-shan, et al. On allocating interconnecting links against cascading failures in cyber-physical networks[C]//2011 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). Shanghai, China: IEEE, 2011;930-935
- [15] Ulieru M. Design for resilience of networked critical infrastructures [C] // Digital EcoSystems and Technologies Conference (DEST'07). Inaugural IEEE-IES. Cairns, Australia: IEEE, 2007;540-545
- [16] Boccaletti S, Latora V, Moreno Y, et al. Complex networks; Structure and dynamics[J]. Physics reports, 2006,424(4):175-308
- [17] Shao Jia, Buldyrev S V, Braunstein L A, et al. Structure of shells in complex networks[J]. Physical Review E, 2009,80(3):36-67
- [18] Brandes U. A Faster Algorithm for betweenness Centrality[J]. Journal of Mathematical Sociology, 2001,25(1):163-177

(上接第 100 页)

- [11] Siddavaatam R, Anpalagan A, Woungang I, et al. Ant Colony Optimization Based Sub-channel Allocation Algorithm for Small Cell HetNets[J]. Wireless Personal Communications, 2014,77 (1):411-432
- [12] Marshoud H, Otrouk H, Barada H, et al. Resource allocation in macrocell-femtocell network using genetic algorithm[C]//Proceedings of IEEE WiMob. 2012;474-479
- [13] La Q, Chew Y, Soong B. Performance Analysis of Downlink Multi-Cell OFDMA Systems Based on Potential Game[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012,11(9):3358-3367
- [14] Bochrini S, Bouras C. Efficient MCS selection mechanisms for

multicasting over LTE networks [C] // Proceedings of IEEE WMNC. 2013;1-8

- [15] Lee C, Huang J-H. Distributed channel selection principles for femtocells with two-tier interference[C]//Proceedings of IEEE VTC. 2010;1-5
- [16] Ahmadi H, Chew Y H, Chai C C. Multicell multiuser OFDMA dynamic resource allocation using ant colony optimization[C]//Proceedings of IEEE VTC Spring. 2011;1-5
- [17] Dorigo M, Birattari M, Stützle T. Ant colony optimization[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006(1):28-39
- [18] Srinivas M, Patnaik L. Genetic algorithms; a survey[J]. IEEE Computer, 1994,27(6):17-26