

# 移动多用户通信系统的功率分配智能优化

徐凌伟<sup>1,2</sup>

(1. 青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266061; 2. 中南民族大学 智能无线通信  
湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074)

**摘要** 随着第五代移动通信技术的发展, 移动用户的数量呈爆炸性增长. 但是由于复杂多变的移动通信环境, 对移动多用户通信系统的性能研究非常复杂, 也是一个亟待解决的问题. 本文在 $N$ -Nakagami 信道下, 建立了移动多用户通信系统模型, 设计了发射天线选择(Transmit Antenna Selection, TAS)方案, 研究了移动多用户通信系统的中断概率(Outage Probability, OP)性能. 针对 TAS 方案, 推导了系统中断概率的闭合表达式. 然后建立功率优化目标函数, 提出了基于增强灰狼算法的功率分配优化机制. 和差分进化算法(Differential Evolution, DE), 粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO), 布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search, CS), 萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)等进行了比较, 仿真结果表明: 本文所提出的算法优化性能更好, 理论分析的正确性得到了验证.

**关键词** 移动多用户通信系统; 中断概率; 功率分配; 增强灰狼优化算法

**中图分类号** TN929.5

**文献标识码** A

## 0 引言

近年来, 随着第五代移动通信技术的发展, 多用户移动协作通信受到了广泛的关注<sup>[1-3]</sup>. 伴随着移动物联网业务的发展, 移动用户的数量呈爆炸性增长<sup>[4]</sup>. 移动用户对无线传输的数据速率和服务质量的要求在不断提高, 追求更高质量、更高速率、更多样化的移动通信. 而现有的频谱资源几乎分配殆尽, 大量消耗能量资源以换取移动通信质量的提升, 带来了越来越严峻的能量消耗问题, 又与绿色通信相悖. 因此, 利用有限的资源来使得更多用户能够同时接入网络, 进一步提升系统数据传输的容量, 减少能量消耗, 提升能量效率, 成为了5G绿色移动通信技术面临的关键问题<sup>[5]</sup>.

功率分配技术是一种降低多用户通信系统能量消耗的有效方法. 北京航空航天大学刘文佳等人提出一种工作在不同频段下行两层异构网中的高能量效率资源分配方法, 考虑用户数据率需求和基站最大发射功率<sup>[6]</sup>. 在移动中继协助下的终端直通(Device-to-Device, D2D)中, 由于同频干扰和终端设备功率受限, 西安交通大学的曲桦教授等人提出一种联合功率控制、信道分配和移动中继选择方案最大化D2D链路总能量效率<sup>[7]</sup>. L. Fletscher等人利用联盟博弈论研究了多用户的功率控制问题<sup>[8]</sup>. S. D. Oro等人提出了一种低复杂度的多用户能效优化算法<sup>[9]</sup>. Isiaka A. Alimi等人使用混合射频/自由空间光中继方案研究了多用户系统的中断概率性能<sup>[10]</sup>. 在完美和非完美的信道估计两种情况下, 电子科技大学丁长文等人提出了能量收集双向中继网络的高能效联合中继选择和功率分配算法<sup>[11]</sup>. 重庆邮电大学的谢显中等人提出了适用于多小区MIMO的基于Bayes估计和数据流间功率分配的联合干扰相对对齐算法<sup>[12]</sup>. 浙江工业大学赵澄等人针对使用

收稿日期: 2019-12-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1806201); 光电技术与智能控制教育部重点实验室(兰州交通大学)开放课题基金项目(KFKT2019-2); 山东省自然科学基金项目(ZR2017BF023); 山东省博士后创新项目(201703032); 青岛科技大学引进人才科研启动基金项目(010029029)资助

通讯作者: 徐凌伟, 男, 汉族, 博士, 副教授, 研究方向: 机器学习、人工智能、移动通信等, E-mail: gaomilaojia2009@163.com.

电池的认知无线电节点能量消耗不均衡导致能量利用率低的问题,提出了一种基于双向中继的无线通信能耗均衡通信系统<sup>[13]</sup>.

上述的功率分配机制是在传统通信系统架构下设计的,对移动通信系统的实时响应需求和数据高效获取需求考虑不足,复杂度高,在效率、实时性和对应用场景的适用性方面都需要改进.但是,复杂多变的通信环境给多用户通信带来了巨大挑战,Rayleigh、Nakagami 等传统信道不能有效表征复杂多变的移动通信环境<sup>[14-16]</sup>.  $N$ -Nakagami 信道能够更灵活地表征移动通信的衰落特征,也更符合实际的复杂多变移动通信环境.  $N$ -Nakagami 信道包含了 Rayleigh、Nakagami 等传统信道的通信环境,也更具有代表性. 本文的主要贡献是:(1)在  $N$ -Nakagami 信道下,建立了移动多用户通信系统模型,设计了最佳发射天线选择(Transmit Antenna Selection, TAS)方案,研究了移动多用户通信系统的中断概率(Outage Probability, OP)性能;(2)针对最佳 TAS 方案,推导了系统中断概率的闭合表达式;(3)建立功率优化目标函数,提出了增强灰狼优化算法(Enhanced Grey Wolf Optimization, EGWO),获取功率优化目标函数的最优解,设计功率分配优化机制;(4)和差分进化算法(Differential Evolution, DE),粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO),布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search, CS),萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)等进行了比较,仿真结果表明:本文所提出的算法优化性能更好,理论分析的正确性得到了验证. 本文的理论研究具有很高的准确性,还能够方便地应用到复杂环境的移动通信网络的性能计算和分析中.

## 1 系统模型

图 1 给出了移动多用户协作通信系统模型. 移动信源(MS)通过一个移动中继节点(MR)发送信息给  $L$  个移动用户(MU). 它们的通信信道是  $N$ -Nakagami 道,和 Rayleigh, Nakagami 等信道相比,  $N$ -Nakagami 信道更加符合实际信道条件.

我们定义  $h = h_g, g \in \{SR, SU, RU\}$ , 表示  $MS \rightarrow MR$ ,  $MS \rightarrow MU$ ,  $MR \rightarrow MU$  链路的信道增益. MS 和 MR 的发射总功率为  $E$ . 为了表示 MS, MR 和 MU 的相对位置,我们分别用  $V_{SR}, V_{SU}, V_{RU}$  表示  $MS \rightarrow MR$ ,  $MS \rightarrow MU$ ,  $MR \rightarrow MU$  链路的位置增益.

在两个时隙内,系统的发射总功率是  $E$ ,  $K$  为发射总功率功率分配系数. MS 的第  $i$  根发射天线表示为  $MS_i$ , MR 的第  $j$  根天线表示为  $MR_j$ . 第一时隙中,  $MS_i$  发送信息  $x$ ,  $r_{SRij}$ ,  $r_{SUil}$  分别为  $MR_j$  和  $MU_l$  的接收信号.

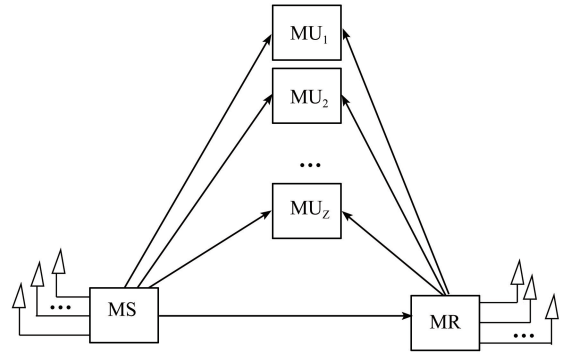


图 1 移动多用户协作通信系统模型

$$r_{SRij} = \sqrt{KEh_{SRij}}x + n_{SRij}, \quad (1)$$

$$r_{SUil} = \sqrt{V_{SUil}KEh_{SUil}}x + n_{SUil}, \quad (2)$$

其中  $n_{SUil}$  和  $n_{SRij}$  的均值为 0, 方差为  $N_0/2$ .

在第二个时隙,  $MR_j$  使用译码转发协作策略. 移动用户  $MU_l$  接收信号为

$$r_{RUjl} = \beta \sqrt{V_{RUjl}(1-K)E}h_{RUjl}x + n_{RUjl}, \quad (3)$$

其中  $n_{RUjl}$  的均值为 0, 方差为  $N_0/2$ . 如果  $MR_j$  可以正确解调, 则  $\beta = 1$ ; 否则  $\beta = 0$ .

$MS_i \rightarrow MR_j$  链路的瞬时信息速率可以表示为  $I_{SRij} = \frac{1}{2} \log_2(1 + \gamma_{SRij})$ ,  $\gamma_{SRij}$  为  $MS_i \rightarrow MR_j$  链路的信噪比  $\gamma_{SRij} = K |h_{SRij}|^2 \bar{\gamma}$ . 对于预先给定的门限信息速率  $R_0$ , 当  $I_{SRij} < R_0$  时, 中继节点  $MR_j$  不能实现完全译码, 即发生中断, 可以表示为

$$\Pr(I_{SRij} \leq R_0) = \Pr\left(\frac{1}{2} \log_2(1 + \gamma_{SRij}) \leq R_0\right) = \Pr(\gamma_{SRij} \leq R_{th}),$$

其中  $R_{th} = 2^{2R_0} - 1$ .

使用 SC 合并接收,  $MU_i$  的接收信噪比表示为

$$\gamma_{il} = \begin{cases} \gamma_{SUil}, \gamma_{SRi} \leq R_{th}, \\ \max(\gamma_{SUil}, \gamma_{RUil}), \gamma_{SRi} > R_{th}, \end{cases}$$

其中  $\gamma_{SC_i} = \max_{1 \leq l \leq L}(\gamma_{il})$ . 对于  $L$  个移动用户, 我们从中选择最佳用户, 其接收信噪比表示为  $\gamma_{SC_i} = \max_{1 \leq l \leq L}(\gamma_{il})$ .

最佳 TAS 方案是选择发射天线  $w$ , 使接收信噪比最大, 即

$$w = \arg \max_{1 \leq i \leq N_t}(\gamma_{SC_i}) = \begin{cases} \max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq l \leq L}(\gamma_{SUil}), \text{ if } |C| = 0, \\ \max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq l \leq L, j \in C}(\gamma_{SUil}, \gamma_{RUil}), \text{ if } |C| \neq 0, \end{cases}$$

其中  $|C|$  表示译码集合  $C$  的势, 译码集合  $C$  表示为  $C = \{1 \leq j \leq N_t \mid \gamma_{SRj} \geq R_{th}\}$ .

## 2 最佳 TAS 方案的性能

我们计算最佳 TAS 方案的 OP 如

$$\begin{aligned} F_{\text{optimal}}(R_{th}) &= \Pr(\gamma_{SC} < R_{th}) \\ &= \Pr(|C| = 0)\Pr(\max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq l \leq L}(\gamma_{SUil}) < R_{th}) + \Pr(|C| \neq 0)\Pr(\max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq l \leq L, j \in C}(\gamma_{SUil}, \gamma_{RUil}) < R_{th}) \\ &= \Pr(|C| = 0)Q_1 + \sum_{n=1}^{N_t} \binom{N_t}{n} \Pr(|C| = n)Q_2, \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} \Pr(|C| = 0) &= \left( \frac{1}{\prod_{j=1}^N \Gamma(m_j)} G_{1, N+1}^{N, 1} \left[ \frac{R_{th}}{\gamma_{SR}} \prod_{j=1}^N \frac{m_j}{\Omega_j} \mid_{m_1, \dots, m_N, 0}^1 \right] \right)^{N_t \times N_r}, \\ \Pr(|C| = n) &= \left( \frac{1}{\prod_{j=1}^N \Gamma(m_j)} G_{1, N+1}^{N, 1} \left[ \frac{R_{th}}{\gamma_{SR}} \prod_{j=1}^N \frac{m_j}{\Omega_j} \mid_{m_1, \dots, m_N, 0}^1 \right] \right)^{(N_t - n) \times N_r} \\ &\quad \times \left( 1 - \left( \frac{1}{\prod_{j=1}^N \Gamma(m_j)} G_{1, N+1}^{N, 1} \left[ \frac{R_{th}}{\gamma_{SR}} \prod_{j=1}^N \frac{m_j}{\Omega_j} \mid_{m_1, \dots, m_N, 0}^1 \right] \right)^{N_r} \right)^n. \end{aligned}$$

$Q_1$  计算如

$$Q_1 = \left( \frac{1}{\prod_{d=1}^N \Gamma(m_d)} G_{1, N+1}^{N, 1} \left[ \frac{R_{th}}{\gamma_{SU}} \prod_{d=1}^N \frac{m_d}{\Omega_d} \mid_{m_1, \dots, m_N, 0}^1 \right] \right)^{N_t \times L}, \quad \overline{\gamma_{SU}} = KV_{SU}^-.$$

$Q_2$  计算如

$$\begin{aligned} Q_2 &= \left( \frac{1}{\prod_{d=1}^N \Gamma(m_d)} G_{1, N+1}^{N, 1} \left[ \frac{R_{th}}{\gamma_{SU}} \prod_{d=1}^N \frac{m_d}{\Omega_d} \mid_{m_1, \dots, m_N, 0}^1 \right] \right)^{N_t \times L} \times \left( \frac{1}{\prod_{jj=1}^N \Gamma(m_{jj})} G_{1, N+1}^{N, 1} \left[ \frac{R_{th}}{\gamma_{RU}} \prod_{jj=1}^N \frac{m_{jj}}{\Omega_{jj}} \mid_{m_1, \dots, m_N, 0}^1 \right] \right)^{n \times L}, \\ \overline{\gamma_{RU}} &= (1 - K)V_{RU}^-. \end{aligned}$$

## 3 功率分配的智能优化

### 3.1 功率约束优化目标函数

我们将推导的中断概率作为约束优化目标函数, 使其达到最小值, 获得最优功率分配系数  $K$ , 即

$$\min_{P_1, P_2}(F),$$

$$s. t \begin{cases} P_1 + P_2 = E < P_A, \\ P_1 = KE < P_D, \\ P_2 = (1 - K)E < P_E, \\ P_D + P_E < P_A, \\ 0 < K < 1, \end{cases}$$

其中 $P_1$ 是 MS 的发射功率, $P_2$ 是 MR 的发射功率, $P_A$ 是系统的最大功率, $P_D$ 是 MS 的最大功率, $P_E$ 是 MR 的最大功率.

### 3.2 增强灰狼优化算法

为了获得最优功率分配系数  $K$ ,我们利用增强灰狼算法进行智能优化,增强灰狼算法的步骤为:

(1) 优化初始狼群,本项目拟采用佳点集理论产生初始灰狼种群,大小为  $N$  个.然后从中选取最好的三只狼,分别为  $\alpha, \beta, \delta$  狼,其他狼为  $\omega$  狼.

(2) 狼群包围,狼群在狩猎过程中首先对目标进行包围  $D = |C \cdot X_p(t) - X(t)|$ ,  $X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D$ ,其中  $t$  为当前的迭代数,  $A, C$  为系数向量,  $D$  表示猎物和灰狼之间的距离,  $X_p$  是为全局最优解向量(猎物所在位置),  $X$  为潜在解向量(狼群所在位置).  $A, C$  表示为  $A = 2\alpha \cdot r_1 - r_2$ ,  $C = 2 \cdot r_2$ ,  $r_1, r_2$  为随机向量,取值范围为  $[0, 1]$ ,  $\alpha$  的值随迭代数增加从 2 线性递减到 0.

(3) 狼群猎捕,由  $\alpha, \beta, \delta$  狼来引导,其他  $\omega$  狼应根据当前  $\alpha, \beta, \delta$  狼的位置更新它们各自的位置  $X(t+1) = X_1 + X_2 + X_3$ ,其中  $X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha$ ,  $X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta$ ,  $X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta$ ,  $D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha(t) - X|$ ,  $D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta(t) - X|$ ,  $D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta(t) - X|$ .

(4) 狼群攻击,狼群攻击猎物,即获得最优解,主要通过  $\alpha$  值的递减排来实现.

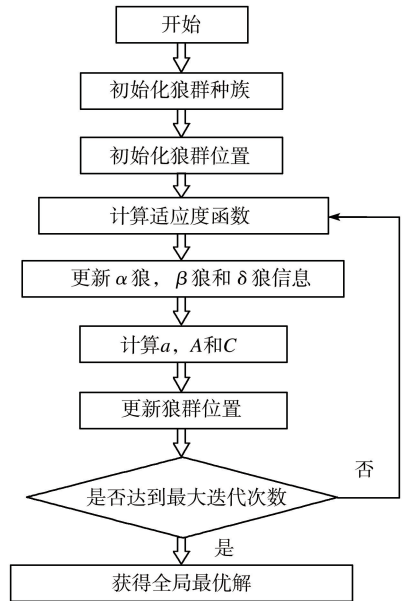


图 2 增强灰狼算法流程图

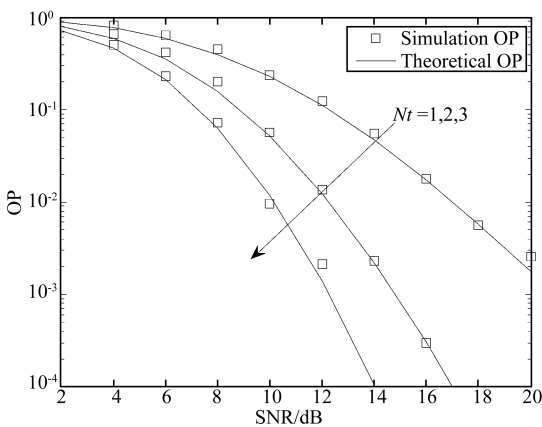


图 3 最佳 TAS 方案的 OP 性能

表 1 仿真系数

参数	数值
$\gamma_{th}$	5 dB
$R_{th}$	5 dB
$N_t$	1, 2, 3
$N_r$	2
$L$	2
$m$	1
$K$	0.5
$N$	2
$u$	0 dB

## 4 数值仿真

我们定义  $\mu = V_{SU}/V_{RU}$  为相对位置增益,  $E=1$ ,每次仿真参数设定为 10000 次.在图 3 中,我们研究了最佳 TAS 方案的 OP 性能.我们在表 1 中给出了仿真系数,从图 3 可以看出, Monte-Carlo 仿真值非常吻合理论值,这验证了推导的理论闭合表达式的正确性.增加 SNR 和  $N_t$  可以不断改善 OP 性能.

表 2 比较了 EGWO, PSO<sup>[17]</sup>, CS<sup>[18]</sup>, FA<sup>[19]</sup> 和 DE<sup>[20]</sup> 5 种算法的运行时间,  $K$  和 OP. 仿真系数如表 3 所

示,我们可以得到,和 CS,PSO,FA,DE 比较,EGWO 优化效果更好,运行时间更短,获得了最佳  $K$  值,OP 性能最好.

表 2 五种算法的比较

算法	EGWO	CS	PSO	FA	DE
$K$	0.95985	0.96022	0.90523	0.95986	0.95970
运行时间/s	0.32276	0.80863	1.08484	1.50781	1.31274
OP	0.0005	0.0013	0.0011	0.0008	0.0010

## 5 结论

本文在  $N$ -Nakagami 信道下,建立了移动多用户通信系统模型,设计了最佳 TAS 方案,研究了移动多用户通信系统的 OP 性能,推导了 OP 的闭合表达式.然后提出了一种基于 EGWO 算法的功率分配智能优化算法,和 CS,PSO,FA,DE 比较,本文提出的智能优化算法获得了更好的 OP 性能效果.下一步考虑针对不同的信道参数,利用机器学习,实现系统功率分配的智能优化.

表 3 5 种不同算法的仿真参数

算法	仿真参数
EGWO	$psize=50, ter=1000$
PSO	$psize=50, c_1=1.45, c_2=1.89445, ter=1000$
CS	$psize=50, Pa=0.25, ter=1000$
FA	$psize=50, \alpha=0.5, \beta=0.2, \gamma=1, ter=1000$
DE	$psize=50, \alpha=0.2, \beta=0.8, \gamma=0.2, ter=1000$

## 参 考 文 献

- [1] 张平,陶运铮,张治. 5G 若干关键技术评述[J]. 通信学报,2016,37(7):15-29.
- [2] Xiao L, Jiang D H, Xu D J, et al. Two-dimensional antijamming mobile communication based on reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(10):9499-9512.
- [3] Bang J, Choi J. A SAR reduced mm-wave beam-steerable array antenna with dual-mode operation for fully metal-covered 5G cellular handsets[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2018, 17(6):1118-1122.
- [4] Lei H J, Gao C. On physical layer security over SIMO generalized-K fading channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(9):7780-7785.
- [5] Bapatla D, Prakriya S. Performance of energy-buffer aided incremental relaying in cooperative networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(7):3583-3598.
- [6] 刘文佳,杨晨阳,李琪. Massive MIMO 异构网的高能效资源分配[J]. 信号处理, 2017, 33(7):901-910.
- [7] 曲桦,朱正仓,赵季红,等. 移动中继协助下终端直通中面向能效的联合中继选择和资源分配方案[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(10):2464-2471.
- [8] Fletscher L, Maestre J M, Peroni C V. Coalitional planning for energy efficiency of hetNets powered by hybrid energy sources[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 18:1-7.
- [9] Oro S D, Zappone A, Palazzo S. A learning approach for low-complexity optimization of energy efficiency in multi-carrier wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 36(1):37-42.
- [10] Alimi I A, Monteiro P P, Teixeira A L. Outage probability of multiuser mixed RF/FSO relay schemes for heterogeneous cloud radio access networks (H-CRANs)[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 95(1):27-41.
- [11] 丁长文,杨霖,李高祥. 能量收集双向中继网络的高能效联合中继选择和功率分配算法[J]. 电子学报, 2017, 45(5):1124-1129.
- [12] 谢显中,张森林,李丹,等. 基于 Bayes 估计和数据流间功率分配的联合干扰相对齐算法[J]. 电子学报, 2018, 46(4):984-991.
- [13] 赵澄,吴科丽,姚信威,等. 基于能量均衡的认知无线电双向中继网络能耗优化研究[J]. 电子学报, 2018, 46(1):230-235.
- [14] Karagiannidis G K, Sagias N C, Mathiopoulos P T.  $N * Nakagami$ ; a novel stochastic model for cascaded fading channels [J]. IEEE Transactions on Communications, 2007, 55(8):1453-1458.
- [15] 徐凌伟,于旭,林文忠. 移动协作通信网络的物理层安全性能研究[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2019, 32(4):95-100.
- [16] 徐凌伟,林文. 移动多用户通信系统的中断概率性能研究[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2020, 33(2):43-49.
- [17] Wang S H, Li Y Z, and Yang H Y. Self-adaptive mutation differential evolution algorithm based on particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2019, 49(5):39-45.
- [18] Cao Z C, Lin C R, Zhou M C, et al. Scheduling semiconductor testing facility by using cuckoo search algorithm with reinforcement learning

and surrogate modeling[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16(2): 825-837.

[19] Tian M C, Bo Y M, Chen Z M, et al. Multi-target tracking method based on improved firefly algorithm optimized particle filter[J]. Neurocomputing, 2019, 125(3): 108-113.

[20] Poole D J, Allen C B. Constrained niching using differential evolution[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 18(4): 75-81.

# Power Allocation Intelligent Optimization for Mobile Multiuser Communication System

XU Ling-wei<sup>1,2</sup>

(1. School of Information Science & Technology, Qingdao University of Science & Technology, Qingdao 266061, China; 2. Hubei Key Laboratory of Intelligent Wireless Communications, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

**Abstract** With the development of the fifth generation mobile communication technology, the number of mobile users is exploding. Due to the complex and changeable mobile communication environment, the research on the performance of mobile multi-user communication system is very complicated, which is also an urgent problem to be solved. In this work, we establish the mobile multi-user communication system model, design the transmit antenna selection (TAS) scheme, and the outage probability (OP) performance over  $N$ -Nakagami fading channels is investigated. For the TAS scheme, the exact closed-form OP expressions is derived. Based on the derived OP expressions, we formulate the power allocation problem, and propose an enhanced grey wolf optimization (EGWO)-based power allocation optimization algorithm. We test differential evolution (DE) algorithm, particle swarm optimization (PSO) algorithm, cuckoo search (CS) algorithm, and firefly algorithm (FA). Compared to PSO, CS, FA, and DE algorithms, the Monte-Carlo results shows that the EGWO algorithm can consistently achieve higher OP performance results, which verifies the accuracy of the analytical results.

**Key words** mobile multi-user communication system; transmit antenna selection; power allocation; enhanced grey wolf optimization