

DownPDF

访问提供者 :  
Hytera Communication Corp.Ltd  
登出

- 浏览
- 我的设置
- 文件柜
- 得到帮助

Advertisement

< 上一页 | 回到结果

Journals & Magazines > IEEE Access > Volume: 5 IEEE Access > 卷 : 5

基于Cloud-RAN的5G公共安全网络中的多小区协同中断补偿

<< Results | < Previous

五作者 ( 5 ) 孟俊君 ; 李文静 ; 雷锋 ; 彭宇 ; 薛松秋 查看所有作者

510  
充分  
文字视图

Export to  
Collabratec Alerts

- Manage
- Content
- Alerts
- Add to
- Citation
- Alerts

开放存取 评论 )

更喜欢这个

5G异构云无线接入网络的系统架构和关键技术  
IEEE网络  
发布时间 : 2015年

5G云无线接入网络中的协作层次缓存  
IEEE网络  
发布时间 : 2017年

查看更多

请参阅本文中提到的技术专利的顶级组织

ORGANIZATION 4

ORGANIZATION 3

ORGANIZATION 2

ORGANIZATION 1

单击以展开

Provided by: Innovation Plus  
POWERED BY IEEE AND IP.COM  
A PATENT SEARCH AND ANALYTICS TOOL

摘要

文件部分

一世. 介绍

II. 基于C-RAN的PSN多小区协同中断补偿机制

III. 系统模型

IV. 自适应混沌免疫遗传算法

V. 数学模拟结果

显示完整大纲 ▾

作者

数据

参考

关键词

度量

More Like This



We propose a multi-cell cooperative outage compensation when one or more RRUs are destructed in C-RAN based PSN (e.g. RRU<sub>0</sub>). RRUs (RRU<sub>1</sub>, RRU<sub>4</sub> and RRU<sub>5</sub>) are participated a... View more

**Abstract:** Cell outage compensation is a crucial way for public safety network (PSN) to recover network communication independently during disasters. As a significant technology for... **View more**

**Topic:** Mission Critical Public-Safety Communications: Architectures, Enabling Technologies, and Future Applications

**Metadata**

**抽象 :**  
小区停电补偿是公共安全网 ( PSN ) 在灾害期间独立恢复网络通信的重要途径。作为5G的重要技术,云无线接入网络 ( C-RAN ) 在PSN中起着重要作用。由于密集化和集中化的特点, C-RAN在密集网络覆盖下可以更好地实现多小区协同中断补偿。因此,我们提出了一种有效的多小区协作中断补偿收敛,用于在基于C-RAN的PSN中破坏多个无线电远程单元 ( RRU ) 的场景。该方案使用协作传输和功率调整来补偿网络。首先,根据拓扑结构选择RRU参与补偿。然后,建立问题模型的目的是优化系统中断概率。同时,考虑了资源和服务质量的限制。此外,创新性地提出了一种增强的免疫遗传算法来解决这个NP难问题并获得RRU发射功率参数的结果。最后,仿真结果表明,该算法收敛速度快,有效地保证了用户接收功率和干扰效应的限制,有效地降低了PSN系统的中断概率。使用所提出的方法的PSN系统的中断概率是唯一的协作发送方法的17.8%,并且比唯一的调整功率方法低3.9%。提出了一种增强的免疫遗传算法来解决这个NP难问题,并得到RRU发射功率参数的结果。最后,仿真结果表明,该算法收敛速度快,有效地保证了用户接收功率和干扰效应的限制,有效地降低了PSN系统的中断概率。使用所提出的方法的PSN系统的中断概率是唯一的协作发送方法的17.8%,并且比唯一的调整功率方法低3.9%。提出了一种增强的免疫遗传算法来解决这个NP难问题,并得到RRU发射功率参数的结果。最后,仿真结果表明,该算法收敛速度快,有效地保证了用户接收功率和干扰效应的限制,有效地降低了PSN系统的中断概率。使用所提出的方法的PSN系统的中断概率是唯一的协作发送方法的17.8%,并且比唯一的调整功率方法低3.9%。仿真结果表明,该算法收敛速度快,有效地保证了用户接收功率和干扰效应的限制,有效地降低了PSN系统的中

断概率。使用所提出的方法的PSN系统的中断概率是唯一的协作发送方法的17.8%，并且比唯一的调整功率方法低3.9%。仿真结果表明，该算法收敛速度快，有效地保证了用户接收功率和干扰效应的限制，有效地降低了PSN系统的中断概率。使用所提出的方法的PSN系统的中断概率是唯一的协作发送方法的17.8%，并且比唯一的调整功率方法低3.9%。

主题：关键任务公共安全通信：架构，支持技术和未来应用  
发表于：IEEE Access（卷：5）

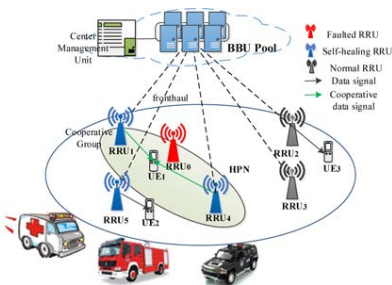
页数：17309 - 17321INSPEC登录号：17227796

出版日期：2017年8月2日DOI：10.1109 / ACCESS.2017.2734925

电子ISSN：2169-3536出版商：IEEE

赞助商：IEEE

资助机构：



当在基于C-RAN的PSN（例如RRU 0）中破坏一个或多个RRU时，我们提出了多小区协作中断补偿。RRU（RRU 1，RRU 4和RRU 5）参与了... 查看更多

[隐藏完整摘要 ^](#)

Advertisement

Contents

第一节  
介绍

公共安全网（PSN）是一种无线网络，可以在灾害期间提供高效可靠的通信[1]。研究人员和标准组织希望通过D2D，Massive MIMO和C-RAN等5G新兴技术进一步提高PSN的性能[2]。云无线接入网（C-RAN）是5G的架构概念，被认为是5G服务需求的核心技术解决方案之一[3]。在PSN中引入C-RAN的集中式网络建设和管理后，网络的资源共享和动态按需配置能力可以使资源利用变得更加有效和灵活[4]，[5]。在发生灾难时，某些区域的通信网络会因意外故障或节能关闭而导致临时通信中断。PSN需要快速中断补偿的能力，以满足用户的实时通信要求。在5G C-RAN中，资源共享的特性为网络恢复带来了新的可能性。同时，LTE-A提出的新通信技术已经成熟，可用于补偿场景。因此，如何利用网络特性和新的通信技术实现网络中断补偿成为我们研究的关键。因此本文致力于寻找一种基于C-RAN的PSN中断补偿策略，可以有效提高网络的自主管理能力和用户体验。

基于C-RAN的PSN可以使用各种中断补偿技术，如发射功率调整，协同传输等。在以往的研究中，中断补偿通常采取调整相邻基站参数的措施，直到达到用户服务质量和网络性能的要求。参考文献[6]改变了用户关联并调整了天线倾斜度以恢复一些用户的通信。但这种力量不足以支持更大的网络故障。在[7]中，功率和倾斜的联合优化有效地改善了网络覆盖，但它无法解决干扰问题。参考文献[8]在边缘区域部署移动设施，灵活应对网络故障。而随之而来的后果是网络支出和资源利用问题。随着网络的发展，我们希望网络补偿可以通过现有技术进行整合。一方面，协调多点传输技术（CoMP）[9]在LTE-A中提出的，通过将干扰信号转换为有用信号来改善接收功率并同时减少干扰。当我们使用它向一个移动终端传输多个相同的资源时，可能会出现资源短缺问题。基于C-RAN的PSN具有资源共享和集中分配的特点，可以解决资源重用问题，避免停电补偿后的资源稀缺问题[10]，[11]。另一方面，为了确保用户接收信号的强度，RRU的发射功率调整也是一种常见的补偿方案。但这种方案会同时增加干扰。基于上述分析，两种补偿技术都有其优点和缺点。单个参数调整可能会导致高网络成本，强度干扰和低网络性能等问题。网络需要合成多种补偿方法以获得更好的补偿效果。因此，我们在C-RAN架构中将这此特性结合在一起。我们通过发射

功率调整来提高用户的接收功率。然后，可以通过协作传输将干扰转换为有用信号。

问题模型的优化目标是 최소화 系统中断概率。同时，将考虑资源的限制和用户的服务质量。智能优化算法常用于以往的研究，如粒子群优化算法[12]，免疫算法[13]和遗传算法[14]。但结果总是不稳定，这些算法的收敛能力差。为了解决这个数学问题，我们使用自适应混沌免疫遗传算法（ACIGA），一种增强免疫遗传算法。其中，混沌优化算法具有随机性，遍历性和内在关系的特征[15]。一些研究将混沌优化算法引入PSO，GA和其他智能优化算法[16] - [17] [18]。因此，ACIGA使用混沌优化算法来优化种群初始化，这可以有效地平衡全局搜索能力和局部搜索能力[19]。另外，标准遗传算法或免疫算法容易引起早熟和局部收敛现象[20]，[21]。为了解决这些问题，自适应交叉概率和变异概率用于维持种群多样性并加速ACIGA的收敛。因此，ACIGA是根据模型的特点设计的。

文章的贡献如下：

- 分析了基于C-RAN的PSN架构下的中断补偿问题及其特点。并且采用协同传输和功率调整联合技术解决集中式和集中式网络中的补偿问题。
- 在复合信道模型的基础上，将补偿区域的系统中断概率建模为实现基于C-RAN的PSN通用补偿模型的优化目标。ACIGA旨在解决这个问题。

本文的其余部分组织如下：第二部分描述了基于C-RAN的PSN多小区协作中断补偿机制。在第三节中，介绍了系统模型，包括信道模型，中断概率和问题模型。第四节是ACIGA的应用方法。带有结果的模拟环境在第V节中描述，结论在第VI节中提供。

第二节

基于C-RAN的PSN多小区协同中断补偿机制

应用于PSN的基于C-RAN的PSN的体系结构如图1所示，由无线电远程单元（RRU），基带单元（BBU）和中心管理单元（CMU）组成。所有网络资源都集中在BBU池中，由CMU监管。CMU直接管理和分配资源给每个RRU，而不是考虑用户和RRU之间或RRU和BBU之间的连接细节。H-CRAN的资源共享和动态按需配置的能力可以使网络执行更加有效和灵活。如果e-NB在LTE或LTE-A网络中处于中断状态，则该节点的资源将被浪费。但在基于C-RAN的PSN中，BBU是相关的，RRU共享所有资源。也就是说，即使发生RRU中断，资源仍可用于其他网络节点。

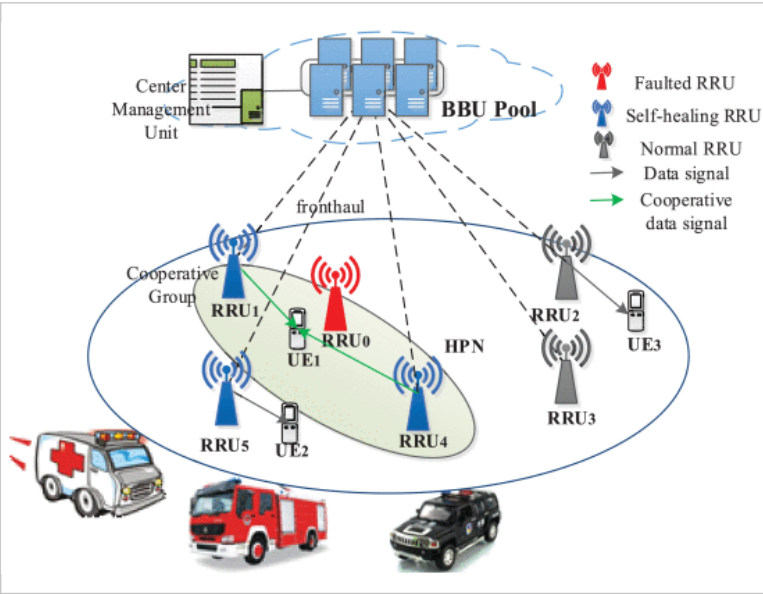


图1. 基于C-RAN的PSN的中断补偿。

图1显示了RRU<sub>0</sub>停电的情况。根据拓扑信息，选择RRU<sub>1</sub>，RRU<sub>4</sub>，RRU<sub>5</sub>以参与补偿。RRU<sub>1</sub>和RRU<sub>4</sub>同时向UE<sub>1</sub>发送相同的资源，并且UE的接收功率得到加强。然后增加RRU<sub>1</sub>，RRU<sub>4</sub>和RRU<sub>5</sub>的发射功率以恢复中断区域。

此外，基于C-RAN的PSN多小区协同中断补偿机制还可以找出不规则网络拓扑

或多个故障RRU的复杂场景。该机制包括三个步骤，如图2所示：滤波器补偿RRU，选择RRU协作组，计算RRU发射功率增益。表I列出了该机制所需参数的表示法。

PDF

表1 磁性的单位

Notation	Description
$\mathbf{K} = \{1, 2, \dots, K\}$	A set of BBUs with cardinality of $K$ . BBU $k \in \mathbf{K}$ .
$\mathbf{J} = \{1, 2, \dots, J\}$	A set of RRUs with cardinality of $J$ . RRU $j \in \mathbf{J}$ .
$\mathbf{Jc} = \{j_1, \dots, j_s\}$	A set of cooperative RRUs with cardinality of $s$ .
$\mathbf{I} = \{1, 2, \dots, I\}$	A set of UEs with cardinality of $I$ . UE $k \in \mathbf{K}$ .
$\mathbf{I}' = \{i\}$	A set of UEs in outage area.
$\mathbf{M} = [M_1, M_2, \dots, M_J]$	A vector of RRU antennas. $M_j$ stands for the antenna numbers of RRU $_j$ .
$\mathbf{G} = [G_1, G_2, \dots, G_J]$	A vector of RRU transmit power appreciation. $G_j$ stands for the transmit power appreciation of RRU $_j$ .
$\mathbf{Q} = [Q_1, Q_2, \dots, Q_J]$	A vector of RRU status. $Q_j$ is the state of RRU $_j$ . 1 is participation cooperation. 0 is in outage. -1 is nonparticipating cooperation.

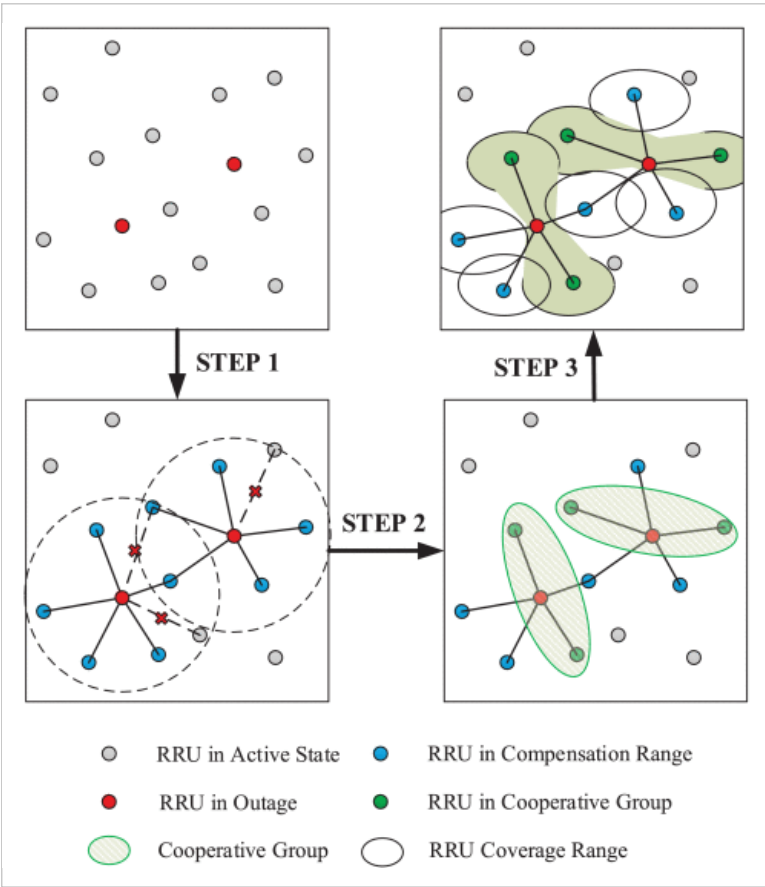


图2。

C-RAN多小区协同中断补偿机制。

在图2的初始场景中存在两个故障RRU。基于C-RAN的PSN中断补偿过程描述如下：

A.步骤1过滤补偿RRU

根据复杂的地理环境，网络部署更加密集和不规则。此外，一个BBU池中可能存在多个RRU故障。因此，我们选择通过拓扑信息补偿RRU来构建自适应模型并减少计算量[22]。如果RRU<sub>j</sub>是补偿RRU，则需要满足两个条件。1) 在中断RRU的范围内。 $d_m$  是RRU的最大覆盖范围。所以RRU内2  $d_m$  距中断RRU的距离可以做补偿。否则，RRU太过无法弥补。2) 补偿RRU之间的低遮挡。当两个RRU都处于中断RRU的补偿范围内时，需要确定它们的覆盖范围是否被遮挡。此时，外围RRU不仅难以补偿而且还产生强干扰。

我们设置  $\mathbf{Q} = [Q_1, Q_2 \cdots Q_J]$  作为RRU运行状态向量。当RRU<sub>j</sub>停电时， $Q_j$  设置为0.选择补偿RRU后， $Q_X = 1$  只有当RRU<sub>x</sub>被判断为补偿时。其他， $Q_X = -1$ 。

B.步骤2选择RRU合作组

在资源充足的前提下，我们选择RRU参与协同传输。因为这不是本文的重点，所以该机制遍历RRU合作组。

每个RRU合作组由 $\mathbf{Jc} = \{j_1, \cdots, j_s\}$ 。

C.步骤3计算RRU发射功率增益

针对最低系统中断概率，我们计算RRU发射功率增益  $\mathbf{G} = [G_1, G_2, \cdots, G_J]$  通过ACIGA。第IV节描述了具体的算法描述和应用。

最后，在遍历所有协作模式之后，RRU以最低系统中断概率发送功率增益是该机制的结果。

第三节  
系统模型

A.渠道模型

传输过程中的信号衰落是不确定的。通常，衰落值用于通过传统信道传输模型中的距离相关经验参数来计算。为了适应更复杂的网络环境，本文建立了一个适用于实际信道属性的复合衰落信道模型。基于信道模型，我们可以计算用户接收功率。它也是通过将用户的接收功率与阈值进行比较来确定用户是否可以接受RRU服务的标准 $P_{th}$ 。

在下行链路传输的过程中，可能有许多原因导致接收信号幅度的随机变化。在信道模型中，计算传输损耗 $LL$  从RRU<sub>j</sub>到用户 $i$  路径损耗可分为三个部分  $L_p L_P$ ，阴影褪色  $L_s$  并且快速褪色  $L_f L_f$ 。因此，总路径损耗可以计算为（1）。

$$L(i, j, M_j) = L_p(i, j) L_s L_f(M_j)$$

(1)

[查看来源](#)

1.  $L_p$ ：在传统模型中，路径损耗  $L_P(i, j)$   $L_p$  根据距离的指数减小  $d_{i,j}^{-\alpha}$  用户之间  $i$  及其相应的服务RRU  $j$  如  $L_p(i, j) = d_{i,j}^{-\alpha}$ 。路径损失指数的经验值 $\alpha$  是 [3], [5]。
2.  $L_s$ ：缓慢褪色  $L_s$  [23]，由障碍物和地形结构引起的阴影表现为缓慢衰落并符合对数正态分布。和概率密度函数 $P_{fast}(u)$  (2) 表示。阴影衰落变量的期望和方差是 $\mu_{slow} = 0$  ,  $\sigma_{slow} = 1.5$

$$P_{fast}(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{fast}} \exp\left(-\frac{(\ln u - \mu_{fast})^2}{2\sigma_{fast}^2}\right), & u > 0 \\ 0, & u \leq 0 \end{cases}$$

(2)

[查看来源](#)

3.  $L_f$  快速褪色  $L_f$ 是由用户包围的局部散射引起的[24]。快速褪色 $L_f$   $M_j$ 从RRU<sub>j</sub>到其用户被公式化为

$$L_f(M_j) = \sum_{m=1}^{M_j} |H_{jm}|^2$$

(3)



[查看来源](#)

Down

PDF

$H_m$  是快速衰落的多样性从  $M$  个 RRU 的天线  $j$ 。  $H_m$  可以建模为复杂的高斯分布，即  $H_m \sim CN(0, 1)$ 。因此，何时  $j > 1$ ，大数  $M_j$  遵循伽马分布，即大数  $M_j \sim \Gamma$  (中数  $M_j$  的概率密度函数如 (4) 所示。

$$F_{H_m}(v) = \frac{v^{M_j-1} e^{-v}}{(M_j-1)!} \quad (4)$$

[查看来源](#)

最后，基于上述信道衰落模型，为每个 RRU 发送过程提供接收功率  $P_{R_j}$ 。用户  $i$  来自 RRU  $j$  考虑到发射功率的提升  $G_j$  可以写成 (5)。并且当考虑协作传输时，协作组  $J_C$  中的所有 RRU 将有用信号发送给用户，如 (6) 所示。

$$P_{R_j}^i = P_T^j G_j d_{i,j}^{-\alpha} L_{i,j}^{-\alpha} M_j \quad (5)$$

$$P_{R_j}^{J_C} = \sum_{j \in J_C} P_T^j G_j d_{i,j}^{-\alpha} L_{i,j}^{-\alpha} M_j \quad (6)$$

[查看来源](#)

## B. 停电概率

PSN 系统的中断概率是无线网络的重要指标，直接反映了整个 PSN 网络的性能。同时，它还可以指导网络检测，优化和恢复处理。因此，研究 PSN 系统中中断概率具有很大的理论和应用价值。在本文中，获得了用户的力量  $P_{R_j}$  被认为是判断 RRU  $j$  是否可以为用户服务的评估标准。因此，用户中断概率通过接收功率低于阈值的概率来计数  $P_{out}$ 。由于 RRU 彼此足够远，因此来自不同 RRU 的接收功率是独立的。因此，用户的中断概率  $P_{out}$  可以表示为 (7)。我们假设用户由 RRU 提供服务，具有最低的中断概率。

$$P_{out}(i) = \min_{j \in J \cup J_C} P(P_{R_j}^i < P_{th}) \quad (7)$$

[查看来源](#)

哪里， $P(P_{R_j}^i < P_{th})$  表示用户  $i$  的中断概率  $P_{out}$  来自 RRU  $j$  as (8)。我们假设 RRU 的初始发射功率是  $P_T$ 。

$$\begin{aligned} P(P_{R_j}^i < P_{th}) &= P(P_T^j G_j d_{i,j}^{-\alpha} L_{i,j}^{-\alpha} M_j < P_{th}) \\ &= 1 - P(L_{i,j}^{-\alpha} \frac{P_T^j d_{i,j}^{-\alpha}}{P_{th}}) \\ &= 1 - \int_{P_{th}}^{\infty} \int_{\theta}^{\infty} \frac{1}{u} \frac{1}{\sqrt{2\pi} u} e^{-\frac{(\ln u)^2}{2\sigma_u^2}} e^{-\frac{(\ln \theta)^2}{2\sigma_\theta^2}} \frac{1}{\Gamma(M_j)} d\theta dw \end{aligned} \quad (8)$$

[查看来源](#)

Gauss-Hermite 正交 [25] 是一种高斯求积法，它可以用以下类型计算近似积分值：

$$\int_0^{+\infty} G(y) e^{-y^2} dy \cong \sum_{i=1}^{\tilde{n}} \omega_i G(y_i) \quad (9)$$

[查看来源](#)

哪里  $\tilde{n}$  是使用的样本点数。该  $y_i$  是 Hermite 多项式的物理根  $H_{\tilde{n}}(y_i)$  以及相关的权重  $\omega_i$  输出为 (10)

$$\omega_i = \frac{2^{n-1} \tilde{n}! \sqrt{\pi}}{n^2 [H_{n-1}(y_i)]^2} \quad (10)$$

[查看来源](#)

通过使用Gauss-Hermite积分公式，可以将复数积分表达式（8）转换为更简单的闭合表达式（11）。 $P(L_{ij})$  是第  $i$  个用户通过第  $j$  个RRU的服务概率。 $H_{n-1}$  是  $n-1$  阶Hermite多项式，和  $y_H$  是个  $H_{n-1}$  阶Hermite多项式的根。在本文中，

$$\gamma(a, b) = \int_0^{\sqrt{a}} \frac{e^{-x^2}}{\sqrt{a}} dx \quad (10)$$

$$P(L_{ij}) = \frac{P_r^{\alpha} d_{i,j}^{-\alpha}}{P_r^{\alpha} d_{i,j}^{-\alpha} + N_0} \cong \sum_{h=1}^{\tilde{n}} \frac{2^{n-1} \tilde{n}!}{h^{n^2} [H_{n-1}(y_H^2)]} \times \left[ 1 - \gamma\left(\frac{P_r^{\alpha} d_{i,j}^{-\alpha}}{e^{(\mu_{ij}^2 \sigma^2 / P_r^{\alpha} d_{i,j}^{-\alpha})}}, M_j\right) \right] \quad (11)$$

$$P_{out}(i) \cong \sum_{j \in J \cup J_c} \left\{ 1 - \sum_{h=1}^{\tilde{n}} \frac{2^{n-1} \tilde{n}!}{h^{n^2} [H_{n-1}(y_H^2)]} \left[ 1 - \gamma\left(\frac{P_r^{\alpha} d_{i,j}^{-\alpha}}{e^{(\mu_{ij}^2 \sigma^2 / P_r^{\alpha} d_{i,j}^{-\alpha})}}, M_j\right) \right] \right\} \quad (12)$$

[查看来源](#)

中断概率与用户的位置有关。为了分析PSN系统的整体情况，我们需要考虑补偿区域内所有用户的通信质量。PSN系统的中断概率是所有用户中断概率的预期，如图所示

$$P_{out} = E(P_{out}(i)) = E\left(\min_{j \in J \cup J_c} P(P_r^{ij} < P_{th})\right) \quad (13)$$

[查看来源](#)

### C. 问题模型

问题模型在本节中构建。首先，选择RRU以根据拓扑情况进行补偿。然后我们建立问题模型，其最优目标是最小化系统中断概率。为了降低系统的中断概率，我们调整RRU的发射功率和协同传输的参与。因此，我们需要考虑用户访问情况和总资源的限制。一方面，为了避免由于过度功率调整引起的用户干扰增强和功率资源的浪费，需要约束每个用户的信号干扰和噪声比（SINR）。另一方面，在考虑协作传输模式时，我们需要尽可能多地使用现有资源来限制总资源。

我们使用SINR作为约束，以确保处于补偿状态的用户通信质量。用户可以选择使用最强信号访问RRU或RRU协作组。由于用户的接收功率将受到拒绝过程的影响，因此无法确定RRU的选择。因此我们使用概率SINR（PSINR）来表达相同的字符（14）。 $\mu(x)$  代表RRU<sub>x</sub>（15）的服务概率。具有较高服务率的RRU具有较高的选择概率。

$$PSINR(i) = \sum_{x \in J \cup J_c} \mu(x) \frac{P_r^{ix}}{\sum_{j \in J \cup J_c, j \neq x} P_r^{ij} + N_0} \quad (14)$$

$$\mu(x) = \frac{P(P_r^{ix} \geq P_{th})}{\sum_{j \in J \cup J_c} P(P_r^{ij} \geq P_{th})} \quad (15)$$

[查看来源](#)

虽然协同传输可以增加服务比例，但它可以同时反复导致资源消耗。因此有必要找到适用的尺寸  $J_c$  根据客户的要求和剩余资源。系统中的资源关系如（16）-（17）所示。BBU池的最大可用资源  $\lambda_p^{max}$  是每个BBU资源的总和  $\lambda_B^{max}(k)$ 。和BBU池的剩余资源  $\lambda_p^e$  是区别  $\lambda_p^{max}$  和RRU中使用的资源的总和  $\lambda_R^{max}(j)$ 。

$$\lambda_p^{max} = \sum_{k \in K} \lambda_B^{max}(k) \quad (16)$$

$$\lambda_p^e = \lambda_p^{max} - \sum_{j \in J} \lambda_R^{max}(j) \quad (17)$$

[查看来源](#)

由于资源限制，分配给RRU的总资源  $\sum_{j \in J} \lambda_R^{max}(j)$  不得超过BBU池中的总资源  $\lambda_p^{max}$ 。

$$\sum_{j \in J \cup J_c} \lambda_R^{max}(j) \leq \lambda_p^{max} \quad (18)$$

[查看来源](#)

Down

PD组  $\lambda_u(i)$  作为用户资源要求，我代表补偿区域中的用户集。所以  $s$  应符合条件 (19) 以确保有足够的资源。

$$s \leq \lambda_P^{re} / \sum_{i \in \mathbf{I}'} \lambda_u(i) \quad (19)$$

[查看来源](#)

RRU协作中有许多模型。合作组规模  $s = |\mathbf{J}_c|$  受资源限制。例如图1中的情况，如果  $s = 2$ ，那么可能的协作可能是RRU<sub>1</sub>，RRU<sub>4</sub>。如果  $s = 3$ ，那么可能的协作可以是RRU<sub>1</sub>，RRU<sub>4</sub>和RRU<sub>5</sub>。如果  $\mathbf{J}_c$  不符合资源限制，跳过它并转到下一个。

由于RRU状态为 $\mathbf{Q}$ ，合作组为 $\mathbf{J}_c$ ，我们将RRU发射功率增益设置为停电补偿过程中的决策变量。并且通过将最小化系统中断概率设置为优化目标 (20) - (23) 来建立问题模型。

$$\min_{\mathbf{G}} E(\min_{j \in \mathbf{J} \cup \mathbf{J}_c} P(P_r^{ij} < P_{th})) \quad (20)$$

$$s.t. \forall i \in \mathbf{I}', \exists j \in \mathbf{J} \cup \mathbf{J}_c, P_r^{ij} > P_{th} \quad (21)$$

$$\forall i \in \mathbf{I}', \sum_{x \in \mathbf{J} \cup \mathbf{J}_c} \mu(x) \frac{P_r^{ix}}{\sum_{j \in \mathbf{J}, j \neq x} P_r^{ij} + N_0} \geq SINR_{th} \quad (22)$$

$$\forall j \in \mathbf{J}, G_j | (Q_j \neq 1) = 0 \quad (23)$$

[查看来源](#)

(21)：为保证通信有效性，应至少有一个RRU或一个合作组 $\mathbf{J}_c$ 。这可以使每个用户的接收功率大于阈值  $P_{th}$ 。该约束将增加发射功率以增强用户的接收功率。

(22)：为保证通信质量，每个用户的PSINR应大于SINR阈值  $SINR_{th}$ 。该约束可以避免来自功率调整或协作传输的过度干扰。(23)：只有补偿性RRU才能获得发射功率。其他RRU保持发射功率不变。

## 第四节

### 自适应混沌免疫遗传算法

发射功率增加 $\mathbf{G}$ 是连续的无数结果。问题 (20) - (23) 是一个NP难题。因此，我们试图在免疫算法的基础上解决它。在建立数学模型时，使用免疫遗传算法不需要考虑问题的内在性质。它可以处理任何形式的目标函数和约束，无论是线性还是非线性，离散或连续。免疫遗传算法具有以下优点：应用方便，鲁棒性强，易于并行处理，可有目的地抑制退化现象。ACIGA可以通过混沌优化算法增强初始种群分散度。同时，它可以通过自适应交叉和突变率优化免疫遗传算子。在免疫遗传算法的基础上，ACIGA可以避免陷入局部最优状态，迅速提高收敛速度。

在补偿场景中，启动补偿算法的触发器是RRU运行状态的变化。因此，我们设置RRU运行状态向量  $\mathbf{Q} = [Q_1, Q_2 \dots Q_J]$  免疫算法中的免疫抗原。在中断发生后，参与补偿的RRU通过增加发射功率来进行恢复工作。我们设置了发射功率增值矢量  $\mathbf{G} = [G_1, G_2 \dots G_{J_a}]$  作为免疫抗体在哪里  $J_a$  是参与补偿的RRU数量。 $G_j$  是个  $j^{\text{th}}$  主动RRU发射功率升值。整个人口  $\text{popu} = [\mathbf{G}]_{N \times J_a}$  具有  $N$  抗体。

#### A. 抗原初始反应

抗原之间的多样性因素  $\mathbf{Q}^x$  和  $\mathbf{Q}^y$  如 (24) 所示，其由汉明距离计算。只有当相同的RRU中断时，两种抗原才相同。这意味着  $D_q(\mathbf{Q}^x, \mathbf{Q}^y) = 0$ 。

$$D_q(\mathbf{Q}^x, \mathbf{Q}^y) = \sum_{j=1}^J \delta \begin{cases} \delta = 1 & Q_j^x \neq Q_j^y \\ \delta = 0 & Q_j^x = Q_j^y \end{cases} \quad (24)$$

[查看来源](#)

当检测当前抗原时  $\mathbf{Q}^o$ ，应该与内存单元中的所有抗体进行比较备注 = [问]  $N_m \times J$ 。的多样性程度  $\mathbf{Q}^o$  是  $D_{q,m}$  (25)。 $D_{q,m} > 0$  意味着它是第一次遇到这种抗原。除此以外， $D_{q,m} = 0$ 。

$$D_{q,m} = \min D_q(\mathbf{Q}^o, \mathbf{Q}^m) \quad (25)$$



[查看来源](#)

Dowr

### PD.B. 聚合适应度函数

免疫遗传算法通过浓度调节优化选择策略。可以容易地选择具有高适应性和低浓度的抗体。同时，当具有较低的适应度函数和较高的浓度值时，很难选择抗体。浓度调节有助于避免免疫遗传算法中交叉和突变的盲目性。因此，它可以保持种群多样性，减少重复操作，提高算法效率。

首先，我们通过多样性函数计算抗体之间的近似程度。然后，可以根据群体中近似抗体的比例计算抗体浓度。最后，聚合适应度是选择的最终要点，是在浓度值和适应度函数之间综合计算的。抗体之间的多样性程度  $\mathbf{G}^x$ ， $\mathbf{G}^y$  由欧几里德距离计算方法计算，如 (26) 所示。相似度的计算如 (27) 所示。所以集中了  $k^{\text{th}}$  popu 中的抗体计算为 (28)。  $\varepsilon(x)$  是阶梯功能。如果  $x \geq \gamma/\varsigma$ ， $\varepsilon(x) = 1$ ；除此以外， $\varepsilon(x) = 0$ 。  $\gamma$  是抗体相似性的门槛。

$$D_g(\mathbf{G}^x, \mathbf{G}^y) = \sqrt{\sum_{j=1}^J (G_j^x - G_j^y)^2} \quad (26)$$

$$S_g(\mathbf{G}^x, \mathbf{G}^y) = \frac{1}{1 + D_g(\mathbf{G}^x, \mathbf{G}^y)} \quad (27)$$

$$C_g(k) = \frac{\sum_{i=1}^N \varepsilon(S_g(\text{popu}(k), \text{popu}(i)))}{N} \quad (28)$$

[查看来源](#)

在中断补偿机制中，优化目标是最小化系统中断概率  $P_{out}^{sys}$ 。所以我们设置抗体亲和力  $A_g$  如 (29)。较高的系统中断概率导致较高的抗体亲和力。并且抗体的总体评估基于聚合适应度函数 (30)。

$$A_g = \frac{1}{1 + P_{out}^{sys}} \quad (29)$$

$$F_{fit}^g = \frac{A_g}{C_g} \quad (30)$$

[查看来源](#)

### C. 基于混沌优化算法的种群初始化

混沌优化算法具有随机性，遍历性和规律性的特点。因此，它可以帮助我们在有限的范围内有效地遍历所有状态。利用混沌优化算法生成初始抗体群体可以有效避免陷入局部最优解。我们使用 Logistic Mapping 创建具有以下表达式的混沌变量：

$$x_{n+1} = \varpi x_n(1 - x_n), \quad 0 < x_n < 1 \quad (31)$$

[查看来源](#)

$\varpi$  是分形参数， $1 \leq \varpi \leq 4$ 。什么时候  $3.570 \leq \varpi \leq 4$ ， $\{x_n\}$  处于混乱状态。我们定了  $\varpi = 4$  创建混乱变量。的序列  $x_n$  是混乱的，它具有以下特点：

1. 随机性。的价值  $x_n$  基于 [0,1] 内的 Logistic 映射的不稳定运动导出。
2. 规律。确认后的价值  $\varpi$  和  $x_1$ ，每一个  $x_n$  由 (31) 决定。
3. 初始条件敏感度。微小的变化  $x_1$  会产生巨大的差异  $x_n$ 。并且随着迭代过程，差异将显著增加。
4. 遍历性。三个混乱序列  $\{x_n\}$ ， $\{y_n\}$  和  $\{z_n\}$  分别用不同的初始值迭代。然后  $(x_i, y_i, z_i)$  将不经重复地遍历所有位置。

因此，初始化人口  $[G_j^n]_{N \times J_a}$  可以通过 (32) 生成。哪里  $\varsigma$  代表发射功率的最大升值。

$$\begin{cases} G_j^n = \varsigma \cdot x_n^j & 0 < j < J_a \\ x_{n+1}^j = \varpi x_n^j(1 - x_n^j), & 0 < x_n^j < 1 \\ x_1^j = \text{rand}(\cdot), & x_1^j \notin \{0.25, 0.5, 0.75\} \end{cases} \quad (32)$$

[查看来源](#)

### D. 适应性交叉和变异

Down

PD

交叉率  $R_c$  和突变率  $R_m$  对免疫操作的表现至关重要，它们直接影响算法的收敛效果。新的个体的产生加速，正式人口的遗传程度受到更高的影响  $R_c$ 。相反，搜索过程将被阻止甚至停滞不前  $R_c$ 。较低的人会产生令人不安的新个体  $R_m$ ，这减少了系统的多样性。相反，搜索过程将从智能算法转换为更高的随机搜索  $R_m$ 。 $R_c$  和  $R_m$  根据各种系统环境或不同迭代阶段的不同要求进行更改。随着系统迭代继续执行，常量值  $R_c$  和  $R_m$  不合适。因此， $R_c$  和  $R_m$  应根据系统聚合适应度的变化进行改变，称为自适应交叉和变异。

我们的自适应规则预计如下：当抗体具有高适应性并且群体具有较少收敛时， $R_c$  和  $R_m$  应该减少以促进抗体进入下一代的机会。当抗体具有高适应性并且群体具有高收敛性时， $R_c$  和  $R_m$  应该增加，以加速新个体的产生。并且当抗体具有低适应性时， $R_c$  和  $R_m$  应该增加，以消除不良的解决方案。

因此，我们使用聚合适应度来衡量收敛性和自适应性  $R_c$ ， $R_m$  计为 (33) - (34)。

$$R_c = \begin{cases} k_c, & f_c < \bar{f} \\ k_c + \frac{(k'_c - k_c)(f_c - \bar{f})^2}{(f_{\max} - \bar{f})^2}, & \bar{f} \leq f_c \leq wf_{\max} \\ k'_c, & wf_{\max} < f_c \leq f_{\max} \end{cases} \quad (33)$$

$$R_m = \begin{cases} k_m + \frac{(k'_m - k_m)(f_m - \bar{f})^2}{(f_{\max} - \bar{f})^2}, & f_m \geq \bar{f} \\ k_m, & f_m < \bar{f} \end{cases} \quad (34)$$

[查看来源](#)

当两种抗体要进行交叉时， $f_c$  代表具有更高价值的抗体的聚集适合度。 $f_m$  代表将要突变的抗体的聚集适应性。 $f_{\max}$  是人口的最大聚合适应度值。和  $\bar{f}$  是平均聚合适应值。 $f_{\max} - \bar{f}$  表示收敛程度。 $k_c$ ， $k'_c$ ， $k_m$  和  $k'_m$ ，(0,1) 之间的数字，分别代表上限和下限  $R_c$ ， $R_m$ 。 $w$  是高质量抗体聚集适应性的下限。什么时候  $wf_{\max} < f_c$ ， $R_c$  稳步等于  $k'_c$ 。

### E. 免疫遗传算子

在每一代中，首先在选择部分中选择两种抗体。然后他们决定是否跨越交叉率  $R_c$ 。根据突变率可变电地产生新抗体的最终变异  $R_c$ 。 $\Theta_{slect}$ ， $\Theta_{crss}$ ， $\Theta_{muta}$  是以上三个操作的随机数。

#### 1) 选择

轮盘赌机制用于选择抗体，其中  $N_k$  是代表概率的  $k^{th}$  抗体被选中。聚合适应度越高，选择的概率越大。当随机数  $\Theta_{slect}$  满足  $N_{k-1} < \Theta_{slect} < N_k$ ，然后  $N_k^{th}$  选择抗体。

$$N_k = \sum_{t=1}^k F_{fit}^g / \sum_{t=1}^N F_{fit}^g \quad (35)$$

[查看来源](#)

#### 2) 交叉

我们使用通过选择选择的两种抗体来培育下一代的新抗体。当随机数  $\Theta_{crss} \geq R_c$ ，这两个选择直接继承到下一代。什么时候  $\Theta_{crss} < R_c$ ，选择的抗体  $\mathbf{G} = [G_1, G_2 \dots G_{Ja}]$  和  $\mathbf{G}' = [G'_1, G'_2 \dots G'_{Ja}]$  通过  $rg$  随机定位以交换产生下一代抗体。新的结果是  $\mathbf{G}'' = [G_1 \dots G_{rg}, G'_{rg+1} \dots G'_{Ja}]$ 。

#### 3) 突变

如果没有变化  $\Theta_{muta} \geq R_m$  在判断每个交叉结果之后。根据 (36)，新的抗体应该稍微改变  $\Theta_{muta} < R_m$ 。该  $\psi_g$  代表微调的价值。在相同概率的基础上，各自  $G_j$  随机改变。另外，价值  $G_j$  变换范围 [0,6] dB。

$$\mathbf{G}''(k) = \begin{cases} \mathbf{G}''(k) + \psi_g, & rand > 0.5 \\ \mathbf{G}''(k) - \psi_g, & rand \leq 0.5 \end{cases} \quad (36)$$

[查看来源](#)

### F. 算法程序

算法1总结了ACIGA的详细过程。具体步骤描述如下：

### 算法1 ACIGA问题 (20)

Do

PDF

初始化  $N, T, k_c, k'_c, k_m, k'_m, w$ , 设置  $t = 1$

如果  $Q^o \in memo, popu = memo \cup [G]_{N/2*Ja}$ ;

除此以外,  $popu = [G]_{N*Ja}$ 。

对于  $j = 1 \dots J$ ,  $x_1^j = \text{rand}()$

对于  $n = 1 \dots N$ ,  $x_{n+1}^j = \varpi x_n^j (1 - x_n^j)$ ,

$G_j^n = \varsigma \cdot x_n^j$

更新  $G$  和  $popu$

重复

Set  $A_g = 1/1 + P_{out}^{sys}$

对于  $n = 1 \dots N$  获得  $D_g, S_g, C_g$  和  $F_{fit}^g = A_g/C_g$

更新  $R_c$  和  $R_m$  从 (33) - (34)

重复

对于  $k = 1 \dots N$ , 集  $\Theta_{slct}, \Theta_{crss}, \Theta_{muta}$  算了  $N_k$  来自 (35)

如果  $N_{k-1} < \Theta_{slct} < N_k$ ,  $G = G(k), G' = G(k')$

如果  $\Theta_{crss} < R_c, rg = \text{rand}()$ ,

更新  $G'' = [G_1 \dots G_{rg}, G'_{rg+1} \dots G'_{Ja}]$

如果  $\Theta_{muta} < R_m$ , Update  $G''$  来自 (36)

直到  $popu$  收敛

更新  $popu, memo$

$t = t + 1$

直到  $F_{fit}^g$  收敛或  $t = T$

**步骤1.** 初始化和抗原识别。我们判断中断事件是否第一次发生  $D_{q,m}$  这是新抗原之间的多样性  $Q^o$  和历史记忆抗原  $备忘录 = [G]_{Nm*J}$ 。**第2步.** 产生初始人口。初始抗体群体  $popu = [G]_{N*Ja}$  根据步骤1的判断生成。如果不是主要响应,  $N/2$  抗体由记忆抗体组成, 另一种  $N/2$  抗体由混沌优化算法随机产生。否则, 所有抗体通过混沌优化算法随机产生。**第三步.** 计算抗体亲和力。通过亲和力评估初始群体中的每种抗体  $A_g$ , 代表抗体和抗原之间的匹配率。**Affinity** 还代表迭代过程中可行解决方案的卓越程度。**第4步.** 基于抗体浓度的促进和抑制。抗体亲和力值越高, 抗体进入下一次迭代的概率越高。这些使人口进化单一化并导致局部优化。因此, 我们需要获得聚合适应性  $F_{fit}^g = A_g/C_g$  通过利用抗体浓度  $C_g$  促进或约束  $A_g$ 。然后更新交叉率  $R_c$  和突变率  $R_m$  通过 (32) - (33)。**第五步.** 免疫遗传算子。通过选择, 交叉和变异产生新的个体。**第六步.** 更新人口和记忆单位。人口将按步骤5更新。并且将更好的个体存储到存储器单元中以确保保留良好的解决方案。**第七步.** 确定终止条件。当聚合适应度收敛时, 循环和输出最优解将作为最终结果结束  $t = T$ 。否则, 算法将跳转到步骤3并继续迭代。

## 第五节

### 数学模拟结果

本文采用MATLAB作为仿真平台进行性能验证。本节由参数设置, 算法效果和不同

停机补偿策略的比较组成。我们比较了本文提供的联合协同传输和调整功率（CTAP）方法，以及不同的补偿策略来验证其有效性。参与比较的策略包括：预补偿（停电），仅调整功率（OAP）和仅合作传输（OCT）。用于比较的仿真过程中使用的参数如下：PSN系统中中断概率，资源使用，总发射功率和PSINR。

A.模拟参数

模拟场景的关键参数如表2所示。每个RRU的原始发射功率 $P_t^j$ 为43 dBm，调整范围为1-6 dB。5次高斯 - 隐式多项式用于简化中断概率的计算。表3显示了ACIGA的参数。ACIGA解决了停电补偿问题模型，最终获得了RRU功率调整值，并用于补偿方案。

表2 模拟参数

Parameter	Value(Unites)
Original transmit power $P_n$	40 dBm
BBU amount $K$	6
Simulative user amount $I$	600
Outage area user amount $I'$	53
Active RRU amount $J$	16
RRU antenna amount $M_j$	2
Path loss exponent $\alpha$	5
Expectation of shadow fading $\mu_s$	0
Variance of shadow fading $\sigma_s$	1.5
Rank of Hermite polynomial $n$	5
Power threshold $P_{th}$	-105 dBm
RRU coverage range $d_m$	700m
SINR threshold $sinr_{th}$	-3dB
BBU resource extent $\lambda_B^{max}(k)$	100RB
User resource requirement $\lambda_u(i)$	1 RB

表3 ACIGA参数

Parameter	Value(Unites)
Population size $N$	100
Maximum number of Generation $T$	200
Fractal parameter $\varpi$	4
Maximum appreciation $\varsigma$	6
High quality fitness percentage $w$	0.85
Upper limit of crossover rate $k_c$	0.7
Lower limit of crossover rate $k'_c$	0.4
Upper limit of mutation rate $k_m$	0.5
Lower limit of mutation rate $k'_m$	0.2
Antibody resemblance threshold $\gamma$	0.8
Fine-tuning value $\psi_g$	0.1

B.算法效果

ACIGA在IGA的基础上在两个方面进行了优化：基于混沌优化的种群初始化，自适应交叉算子和自适应变异算子。在算法验证过程中比较了ACIGA的初始种群分布和不同算法的迭代。

图3对比了混沌系统产生的初始种群与随机产生的初始种群之间的初始种群的多样性

和相似性。场景是单个RRU中断，补偿RRU号 $J_a = 5$ 和人口规模 $N = 100$ 。由混沌优化系统产生的群体中的平均抗体差异高于随机产生的群体中的平均抗体差异。这是由于混沌优化算法具有随机性，遍历性和规律性的特点，因此群体可以在一定范围PD内更有效地遍历所有状态。它避免了随机初始化群体产生的抗体聚集和重复的情况。相应地，由于抗体之间的差异较大，混沌优化系统群体中抗体相似性的总体分布低于随机初始化群体。图4是初始群体抗体浓度的CDF比较图 $\gamma$ 是0.7,0.8或0.9。它显示了相同的值 $\gamma$ ，混沌群体中低浓度抗体的比例高于随机群体中的比例。这意味着混沌初始化群体的抗体重现性很低。同时，随机初始化的抗体大多集中在高浓度区域，这表明在初始群体中反复存在大量相似的抗体。此外，抗体相似性阈值更高 $\gamma$ 意味着对抗体近似程度的要求更高，并且还可以使高浓度抗体的比例逐渐降低。抗体的均匀浓度分布可以减少聚集适应度的波动。所以我们设定 $\gamma = 0.8$ 在以后的场景中。

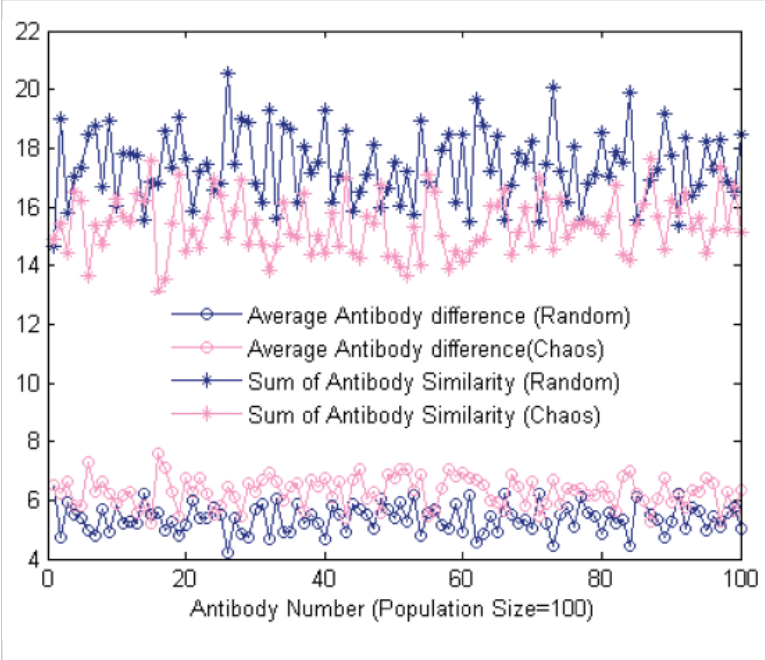


图3。  
初始种群的抗体分布。

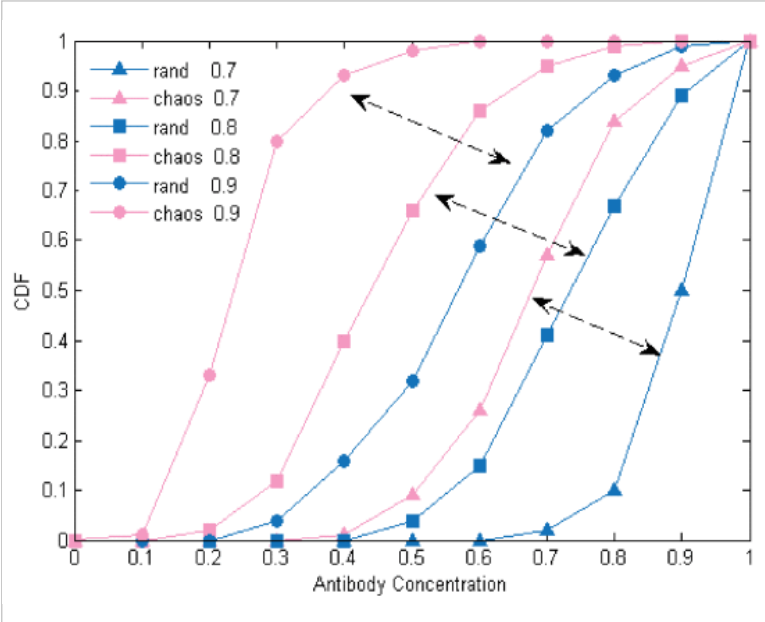


图4。  
初始种群的抗体浓度CDF。

下面的算法的迭代情况在图5中进行了比较：免疫遗传算法（IGA），自适应免疫遗传算法（AIGA），混沌免疫遗传算法（CIGA）和自适应混沌免疫遗传算法（ACIGA）。从最大聚合适应度函数和平均聚合适应度函数的变化可以看出结论如下：a）IGA：当最大适应度保持不变时代103次后找到的最优解。虽然平均适应值继续增加，并且整个抗体群体在优化方向上发展。b）AIGA：自适应优化用于交叉和变异算子，在得到最优解之前，群体适应度函数收敛速度比IGA更快。当群体

义和变异概率。在找到最优解之后，群体的适应度仍将波动以避免局部优化。当群体具有高适应性和强收敛性时，自适应算子加速新抗体的产生。c) CIGA: 在最初的迭代中，CIGA具有更高的最大总体适应度和平均总体适应度，并且也快速收敛。混沌初始种群具有强烈的遍历特征，这导致更好的解和最优分布。同时，它加速了整体融合。d) ACIGA: 在优化初始分布期间考虑自适应交叉算子的波动。这些将加速整体迭代结果的收敛速度，并避免坚持局部最优解。总之，本文中使用的ACIGA可以快速有效地解决问题。CIGA具有更高的最大总体适应度和平均总体适应度，并且也快速收敛。混沌初始种群具有强烈的遍历特征，这导致更好的解和最优分布。同时，它加速了整体融合。d) ACIGA: 在优化初始分布期间考虑自适应交叉算子的波动。这些将加速整体迭代结果的收敛速度，并避免坚持局部最优解。总之，本文中使用的ACIGA可以快速有效地解决问题。CIGA具有更高的最大总体适应度和平均总体适应度，并且也快速收敛。混沌初始种群具有强烈的遍历特征，这导致更好的解和最优分布。同时，它加速了整体融合。d) ACIGA: 在优化初始分布期间考虑自适应交叉算子的波动。这些将加速整体迭代结果的收敛速度，并避免坚持局部最优解。总之，本文中使用的ACIGA可以快速有效地解决问题。它加速了整体融合。d) ACIGA: 在优化初始分布期间考虑自适应交叉算子的波动。这些将加速整体迭代结果的收敛速度，并避免坚持局部最优解。总之，本文中使用的ACIGA可以快速有效地解决问题。

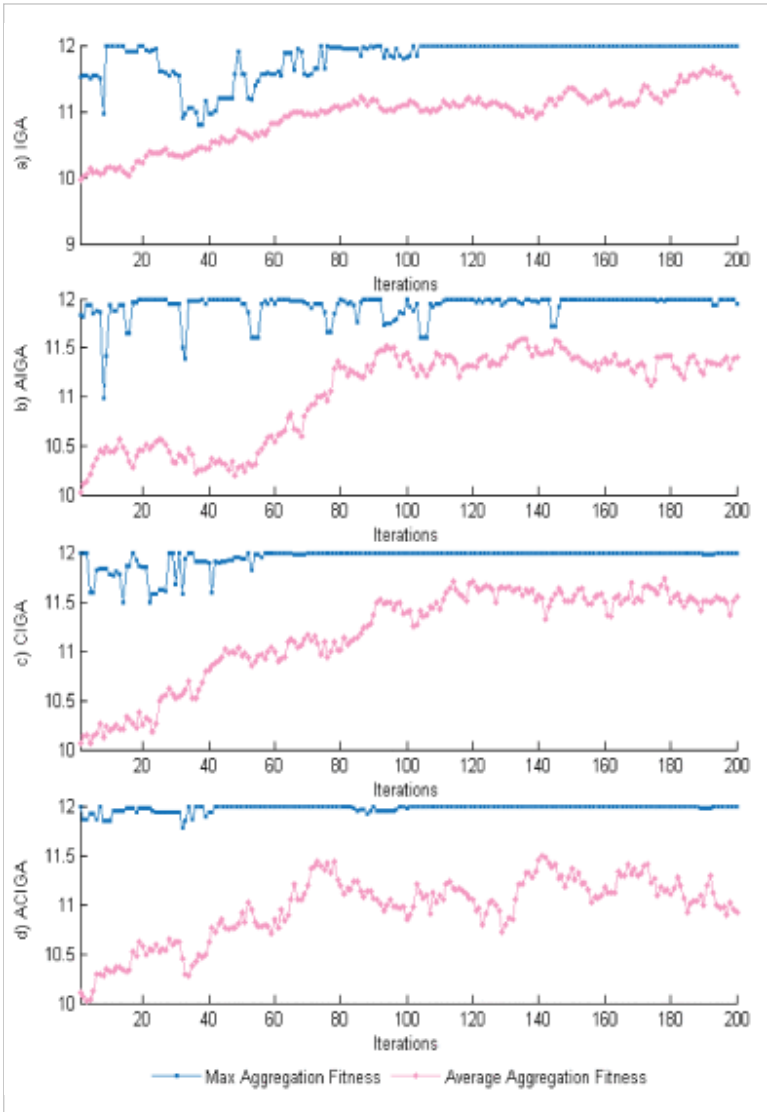


图5. IGA , AIGA , CIGA , ACIGA迭代情况。

C.停电补偿效应

根据问题优化目标和相关约束，可以通过ACIGA获得停电补偿后的调整方案和系统状态。为了评估性能，我们将CAPT与预补偿（Outage），OAP和OCT在系统中中断概率，资源使用，总发射功率和用户通信质量方面进行了比较。

首先，不同中断RRU数下PSN系统中中断概率的变化如图6所示。使用协同传输的



CTAP的PSN系统中中断概率总是优于OCT和OAP。基于C-RAN的整体PSN网络补偿能力较差,RRU故障较多。然后用户的接收功率降低。因此,当停电中的RRU量增加时,PSN系统中中断概率上升。在这里,我们对2个停电RRU场景中不同的停电补偿策略进行了详细的比较。CTAP的PSN系统中中断概率为OCT的17.8%,比OAP下降3.9%。PSN系统资源使用和总发射功率不仅是问题模型的重要约束,也是评估系统能耗的重要指标。与其他策略相比,CTAP牺牲资源和总发射功率以减少PSN系统中中断概率。OCT使用的资源量比CTAP和OAP多5.6%。各种方案的传输功率波动在5%以内。资源使用和RRU总发射功率的牺牲都在可接受的限度内。

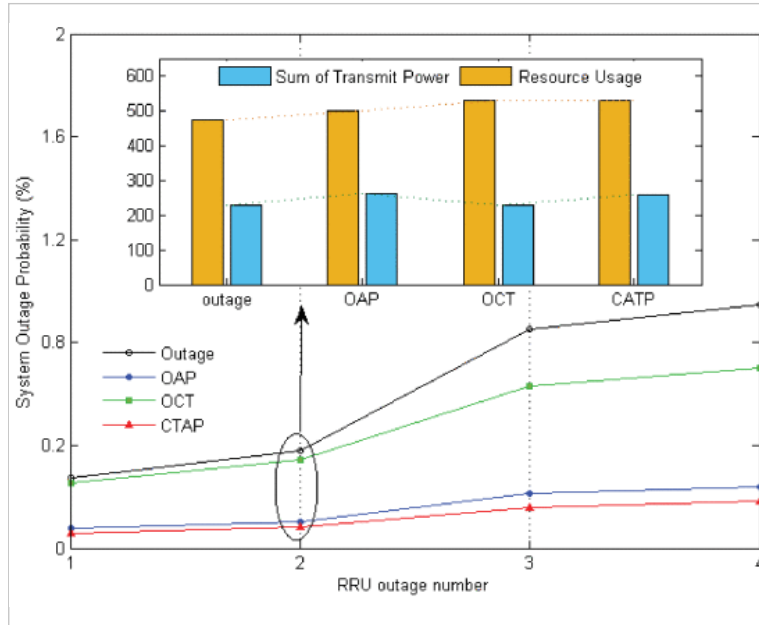


图6. 不同方案的性能比较。停电中不同RRU量的系统中中断概率。停电时2个RRU的资源使用情况和RRU总发射功率。

最后,为了避免过度功率增加和协同传输引起的干扰,CTAP为每个用户抑制PSINR。我们可以在图7中观察用户的PSINR累积分布。OCT和CTAP用户的通信质量高于预补偿和OAP用户。这是因为协作传输将干扰信号转换为有用信号,这增强了用户的接收信号质量并且还减少了干扰。由于PSN中断区域的协作传输覆盖,CTAP和OCT的低PSINR用户显着减少。PSINR在6-9dB的CTAP中更稳定,而高质量的用户分布更均衡。

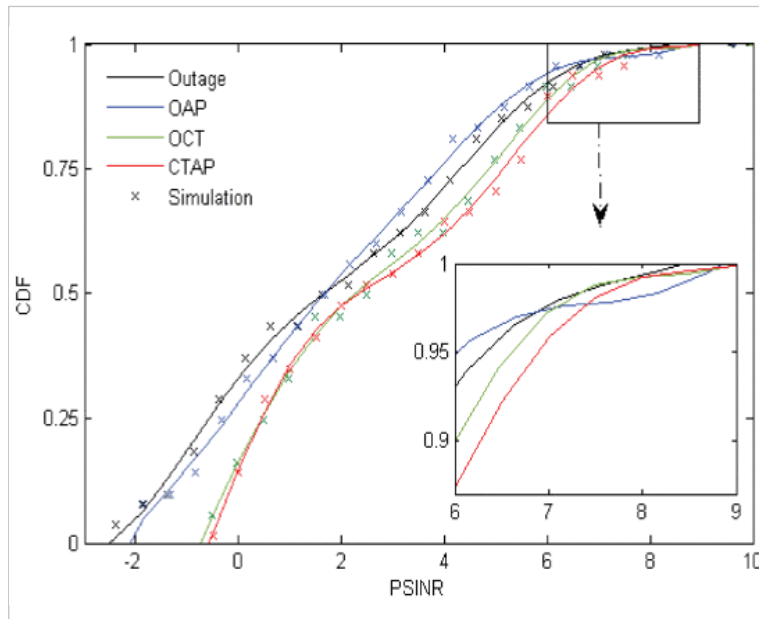


图7. PSINR的CDF。

首先,CTAP可以适应不同的资源分配PSN网络场景。与其他策略相比,CTAP可以在用户体验的前提下提高基于C-RAN的PSN网络中断概率。

第六节

Downlink

结论

基于资源共享的特点，本文提出了一种基于C-RAN的PSN网络中断补偿方案。该方案采用协同传输和发射功率调整的方法，并将PSN系统中中断概率的最小化设定为目标。首先，根据RRU拓扑信息选择参与补偿的RRU。然后根据资源使用情况选择协作传输模式。最后，功率调整结果可以由ACIGA推导出来。仿真结果验证了该模式可以提高PSN用户的服务质量，并在有限的资源下优化整个PSN网络。

在本文中，ACIGA被提出在停电补偿模式中找到RRU功率调整的解决方案。ACIGA是一种增强型免疫遗传算法，将混沌初始化和自适应算子引入免疫遗传算法。它使用混沌优化算法来改善初始种群的分布。随机性，遍历性和规律性的特征可以加速收敛过程。ACIGA使用自适应来优化不同系统环境或不同阶段的交叉算子和变异算子。自适应交叉和变异保证了收敛速度，并且避免了局部优化情况。仿真结果证明ACIGA对收敛性和准确性有很大影响。

未来的工作可以围绕基于5G的PSN中的异构密集部署网络。基于5G的PSN场景拥有微站，宏站，Wi-Fi等节点。此外，毫米波和D2D技术被引入到PSN网络管理中。mm-Wave的定向传输容量和D2D的用户服务扩展能力可以用作信号增强的更好的补偿设备。因此，我们希望在基于5G的PSN中定义一个新的中断补偿问题模型。我们期待找到一个更好的问题模型，具有更快的收敛速度和更高的精度算法。此外，有必要研究物联网（IoT），车辆互联网（IoV）和认知无线电（CR）中的中断补偿问题。

附录A公式证明（11）

计算  $P\left(L_s L_f \geq P_{th} / P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}\right)$  在式（8）中，闭式表达式的求解过程如下。首先，我们命令  $z = w / u$ 。所以  $P\left(L_s L_f \geq P_{th} / P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}\right)$  变成了

$$\begin{aligned} &P\left(L_s L_f \geq \frac{P_{th}}{P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}}\right) \\ &= \int_0^{+\infty} \frac{1}{u} \frac{1}{\sqrt{2 \pi} \sigma_s u} e^{-\frac{(\ln u-\mu_s)}{2 \sigma_s^2}} \Gamma\left(M_j\right)^{-1} u \\ &\quad \times \int_0^{+\infty}(z)^{M_j-1} e^{-z} d z d u \\ &\quad \frac{P_{th}}{u P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}} \end{aligned} \tag{37}$$

[查看来源](#)

然后，积分z。积分表示为（38）。哪里， $x=-z$ ， $\gamma(a, b)=\int_0^a x^{b-1} e^{-x} d x$

$$\begin{aligned} &\int_0^{+\infty}(z)^{M_j-1} e^{-z} \Gamma\left(M_j\right)^{-1} d z \\ &\quad \frac{P_{th}}{u P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}} \\ &= (-1)^{M_j} \int_{-\infty}^{-\frac{P_{th}}{u P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}}} (x)^{M_j-1} e^x d x \\ &= 1-\int_0^{\frac{P_{th}}{u P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}}}(z)^{M_j-1} e^{-z} d z=1-\gamma\left(\frac{P_{th}}{u P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}}, M_j\right) \end{aligned} \tag{38}$$

[查看来源](#)

将结果（39）恢复为原始公式（37）， $P\left(L_s L_f \geq P_{th} / P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}\right)$  转化为：

$$\begin{aligned} &P\left(L_s L_f \geq \frac{P_{th}}{P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}}\right) \\ &= \int_0^{+\infty} \frac{1}{u} \frac{1}{\sqrt{2 \pi} \sigma_s u} e^{-\frac{(\ln u-\mu_s)}{2 \sigma_s^2}} \Gamma\left(M_j\right)^{-1} u \end{aligned}$$

$$= \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s u} \left[ 1 - \gamma \left( \frac{P_{th}}{u P_t G_a d_{i,j}^{-\alpha}}, M_j \right) \right] e^{-\frac{(\ln u - \frac{P_s}{2\sigma_s^2})}{2\sigma_s^2}} du$$

Download PDF

(39)

[查看来源](#)

最后，我们使用Gauss-Hermite求积（9） - （10）来简化  $P\left(L_s L_f \geq P_{th} / P_t G_j d_{i,j}^{-\alpha}\right)$ 。并且得到了公式（11）的结果。

$$\begin{aligned} & \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s u} \left[ 1 - \gamma \left( \frac{P_{th}}{u P_t G_a d_{i,j}^{-\alpha}}, M_j \right) \right] e^{-\frac{(\ln u - \frac{P_s}{2\sigma_s^2})}{2\sigma_s^2}} du \\ & \xrightarrow{y = \frac{\ln u - \mu_s}{\sqrt{2\sigma_s^2}}, u = e^{(\mu_s + \sqrt{2\sigma_s^2} y)} + \frac{P_s}{2\sigma_s^2}} \int_0^{+\infty} g(y) e^{-y^2} dy \\ & = \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left[ 1 - \gamma \left( \frac{P_{th}}{e^{(\mu_s + \sqrt{2\sigma_s^2} y)} P_t G_a d_{i,j}^{-\alpha}}, M_j \right) \right] e^{-y^2} dy \\ & \xrightarrow[\omega_i = \frac{2^{n-1} n!}{n^2 [H_{n-1}(y_i)]^2}]{\substack{\int_0^{+\infty} g(y) e^{-y^2} dy \cong \sum_{i=1}^n \omega_i g(y_i) \\ \xrightarrow{2^{n-1} n! \sqrt{\pi}} \sum_{i=1}^n \omega_i g(y_i)}} \\ & = \sum_{i=1}^n \frac{2^{n-1} n!}{n^2 [H_{n-1}(y_i)]^2} \times \left[ 1 - \gamma \left( \frac{P_{th}}{e^{(\mu_s + \sqrt{2\sigma_s^2} y)} P_t G_a d_{i,j}^{-\alpha}}, M_j \right) \right] \end{aligned}$$

(40)

[查看来源](#)

作者	▼
数据	▼
参考	▼
关键词	▼
度量	▼

IEEE Account	▼
Profile Information	▼
Purchase Details	▼
Need Help?	▼
Other	▼

IEEE帐户	购买细节	档案信息	需要帮忙？
<div><div>» 更改用户名/密码</div><div>» 更新地址</div></div>	<div><div>» 付款方式</div><div>» 订单历史</div><div>» 查看购买的文档</div></div>	<div><div>» 通讯首选项</div><div>» 职业与教育</div><div>» 技术兴趣</div></div>	<div><div>» 美国和加拿大： +1 800 678 4333</div><div>» 全球： +1 732 981 0060</div><div>» 联系与支持</div></div>

关于IEEE *Xplore* | 联系我们 | 救命 | 无障碍 | 使用条款 | 非歧视政策 | 网站地图 | 隐私和选择退出Cookie

作为一个非营利组织，IEEE是世界上最大的技术专业组织，致力于为人民的利益推进技术。  
©版权所有2019 IEEE - 保留所有权利。使用本网站即表示您同意这些条款和条件。