

# 基于改进乌鸦算法的车载网络频谱分配方案



樊英 张达敏 陈忠云 王依柔 徐航 王栋桥

贵州大学大数据与信息工程学院 贵阳 550025

(yffx0311@163.com)

**摘要** 车载网络(Vehicle Ad Hoc Networks)是一种新型的智能网络,它通过智能地接入网络,实现人与车、车与车、车与路边基础设施之间的互联互通,增强车辆行驶过程中的安全预测报警功能,满足用户对车辆多媒体接入的需求,提升车辆用户体验。针对认知车载网络(Cognitive Vehicular Ad Hoc Networks,CR-VANET)频谱分配效率低的问题,文中提出一种基于改进乌鸦算法的频谱分配方案。首先,对乌鸦算法的两个位置更新参数引用曲线自适应参数进行改进,以更好地平衡集约化与多元化;其次,采用收敛因子策略,解决乌鸦算法收敛速度慢和不稳定的问题;然后,对随机数混沌化,以提高搜索的遍历性和收敛速度;最后,以车载网络吞吐量和认知车载用户之间的接入公平性作为参考评价指标,将改进后的乌鸦算法应用于认知车载网络的频谱分配中。实验采用改进的方案、遗传算法(Genetic Algorithm,GA)、粒子群算法(Particle Swarm Optimization Algorithm,PSO)分配方案进行比较。仿真结果表明,改进的分配方案具有较好的性能。

**关键词:** 频谱分配;认知车载网络;二进制乌鸦算法;混沌映射;自适应曲线;收敛因子

中图分类号 TP393

## Spectrum Allocation Scheme of Vehicular Ad Hoc Networks Based on Improved Crow Search Algorithm

FAN Ying,ZHANG Da-min,CHEN Zhong-yun,WANG Yi-rou,XU Hang and WANG Li-qiao

College of Big Data & Information Engineering,Guizhou University,Guiyang 550025,China

**Abstract** The vehicle Ad Hoc network is a new type of intelligent network. By intelligently accessing the network,it realizes the interconnection communication between people and vehicles, vehicles and vehicles, vehicles and infrastructure of roadside, enhances the safety prediction and alarm during the driving process of the vehicle,satisfies users' needs of vehicle multimedia access,and thus improves vehicle users' experience. Aiming at the problem of low efficiency of spectrum allocation in cognitive vehicular Ad Hoc networks(CR-VANET),a spectrum allocation scheme based on improved crow algorithm is proposed. Firstly,the two updated position parameters of the crow algorithm are improved by referencing curve adaptive parameters to better balance intensification and diversification. Secondly,the convergence factor strategy is adopted to solve the problem of slow convergence and instability of the crow algorithm. Thirdly,the chaotic map is used for random numbers to improve the ergodicity and convergence speed of the search. Finally,the throughput of the vehicle network and the access fairness between the users of cognitive vehicle are used as the reference evaluation index,the improved crow algorithm is applied to the spectrum allocation of the cognitive vehicle network. The improved scheme is separately compared with genetic algorithm(GA) and particle swarm optimization algorithm(PSO) allocation scheme. Simulation results show that the improved allocation scheme has a better performance.

**Keywords** Spectrum allocation,CR-VANET,Binary crow algorithm,Chaotic map,Adaptive curve,Convergence factor

车载通信是移动通信的一种。为了实现车辆通信,美国联邦通信委员会在 5.9GHz 频段上分配了一个合并的 75 MHz 频谱。但随着车辆用户日益增加,这个频谱资源不足,并且无线频谱资源存在较多频谱空洞,利用率低下,并没有得到充分利用<sup>[1]</sup>。如何利用好车载网络频谱这一稀缺资源,成为亟待解决的问题。而认知无线网络<sup>[2]</sup>(Cognitive Radio Network)能够解决这一问题。认知车载网络<sup>[3]</sup>是一种新型的车联网,其用户利用认知无线网络技术来分辨当前网

络状态,据此进行智能感知、规划、决策和响应。认知车载用户智能地感知空闲授权频谱,有效地分配接入,从而提高了频谱资源利用率。

对于认知无线网络动态频谱分配问题,国内外的学者们进行了大量的研究。现有的频谱分配方案主要有博弈论模型<sup>[4]</sup>、竞价拍卖模型<sup>[5]</sup>和图论着色理论<sup>[6]</sup>等。其中,图论模型考虑了 CRN 节点间的干扰关系,形象地表示用户间的地理位置,选择不同的目标效用函数,实现了频谱资源的规划和分

收稿日期:2019-09-29 返修日期:2020-01-02 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:贵州省自然科学基金(黔科合基础[2017]1047号)

This work was supported by the Natural Science Foundation of Guizhou Province,China ([2017]1047).

通信作者:张达敏(1203813362@qq.com)

配。认知无线网络的频谱分配是在考虑用户公平性的约束条件下进行的,是一种典型的 NP 难问题,很难在短时间内得到最优解。近年来,学者们将一些经典智能算法(如遗传算法<sup>[7]</sup>、粒子群算法<sup>[8]</sup>等)结合图论着色模型,应用到认知无线电的频谱分配问题中。文献<sup>[7]</sup>将遗传算法应用于频谱分配中,具有较好的全局搜索能力,但是收敛速度慢,影响系统的最终寻优结果。文献<sup>[8]</sup>利用粒子群算法求解频谱分配问题,虽然收敛速度较快,但是容易陷入局部最优解。此外,很多经典算法也在频谱分配中得到了广泛应用,如蚁群算法<sup>[9]</sup>、蜂群算法<sup>[10]</sup>、布谷鸟算法<sup>[11]</sup>等。然而,这些方法在寻优能力和算法收敛速度上均没有得到较好的平衡,难以在短时间内寻得最优解,影响了频谱分配结果及车载网络的吞吐量。

基于此,本文以图论着色模型为基础,以最大化车载网络吞吐量和认知车载用户之间的公平性为原则,提出一种曲线自适应二进制混沌乌鸦算法(Curve Adaption Binary Chaotic Crow Search Algorithm, CABCCSA)。仿真实验表明,提出的 CABCCSA 在解决上述问题上具有一定优越性。

## 1 系统模型

### 1.1 频谱分配的图论着色模型

图 1 是主用户和认知用户组成的网络拓扑图<sup>[12]</sup>。其中, P 表示主用户(Primary User, PU), S 表示次用户(Secondary User, SU),实线圆表示主用户的覆盖范围,虚线圆表示次用户的干扰范围。在 5 个可用信道  $M = \{A, B, C, D, E\}$  中,随机分布着 5 个主用户  $P = \{P_1, P_2, P_3, P_4, P_5\}$ ,  $S = \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6\}$  为 6 个认知用户,  $I = \{I_{12}, I_{23}, I_{34}, I_{45}, I_{56}, I_{61}\}$  为认知用户之间的干扰集。 $S_2$  的干扰范围与  $P_1, P_3$  和  $P_5$  的覆盖范围重叠,而  $P_1, P_3$  和  $P_5$  分别使用了信道 A, C 和 E, 则  $S_2$  的可用信道集为  $\{B, D\}$ 。 $S_1$  和  $S_6$  互为信道 C, D 上的干扰邻居,  $S_5$  和  $S_4$  互为信道 A, C 上的干扰邻居,依此类推。

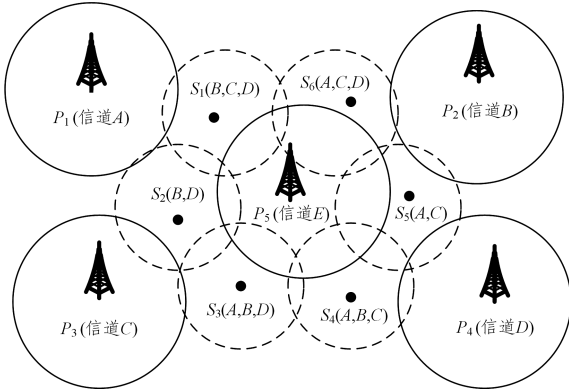


图 1 认知无线网络拓扑图

Fig. 1 Topology of cognitive wireless network

### 1.2 频谱分配的数学模型

如上所述,将认知无线网络的信道分配问题等效为图论着色问题,顶点表示为认知用户,颜色代表频段或信道。着色规则:同一条边连接的两个顶点不能同时着一种颜色。由此,将此模型转换为数学模型表示,具体如下(其中  $N$  代表认知用户数,  $M$  代表信道或频段数)。

(1) 可用频谱矩阵  $L$ : 表示某个时间授权用户不占用信道。 $l_{n,m} = 1$  表示  $S_N$  可用  $M$  信道;反之,表示不可用  $M$  信道。

$$L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M} \quad (1)$$

(2) 频谱效益矩阵  $B$ : 表示该时刻认知用户  $S_N$  可使用频段  $M$  可获得的最大网络吞吐量。

$$B = \{b_{n,m}\}_{N \times M} \quad (2)$$

(3) 干扰矩阵  $C$ : 表示次用户  $n$  和  $k$  是否同时使用频段  $m$  传输数据,是否会带来通信干扰。 $C_{n,k,m} = 1$  表示产生通信干扰; $C_{n,k,m} = 0$  则表示不存在干扰。

$$C = \{C_{n,k,m} | C_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times k \times M} \quad (3)$$

(4) 无干扰分配矩阵  $A$ :  $a_{n,m} = 1$  为将频段  $m$  分配给认知用户  $n$  使用。为了保证通信的可行性和可靠性,必须保证分配矩阵  $A$  和干扰矩阵  $C$  不冲突,无干扰分配矩阵需满足式(5)的约束条件:

$$A = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M} \quad (4)$$

$$a_{n,m} * a_{k,m} = 0, \text{ if } c_{n,k,m} = 1; \forall n, k \leq N, m < M \quad (5)$$

(5) 用户效益值  $\beta_n$ : 表示次用户  $n$  在分配矩阵下所获得的效益值,计算式为:

$$\beta_n = \sum_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m} \quad (6)$$

(6) 系统总效益  $S_{\text{sum}}$ : 表示所有认知用户获得的效益总和,用来评价频谱分配策略对系统效益影响的函数。

$$S_{\text{sum}} = \sum_{n=1}^N \beta_n \quad (7)$$

(7) 系统比例公平性  $S_{\text{fairness}}$ : 用来衡量每次频谱分配结果的公平性,即系统中每个认知用户获得的效益是否均衡。

$$S_{\text{fairness}} = \left( \prod_{n=1}^N \beta_n + 10^{-4} \right)^{\frac{1}{N}} \\ = \left( \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M a_{n,m} \times b_{n,m} + 10^{-4} \right)^{\frac{1}{N}} \quad (8)$$

综上所述,系统所获得的效益和用户之间的比例公平性是用来衡量认知无线网络系统分配结果好坏的重要因素,即算法设计寻优的目的就是找到更好的方案,寻求系统效益和公平性的最大化。

### 1.3 认知车载网络频谱分配模型

图 2 所示为将认知无线网络频谱分配技术引入车载网络<sup>[13]</sup>,即 CR-VANET 模型。

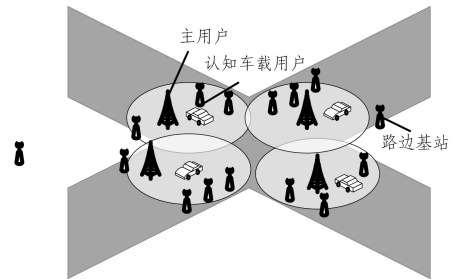


图 2 CR-VANET 模型

Fig. 2 Model of CR-VANET

假设在一个路段范围内,沿路分布着若干路边基站和  $M$  个频段,随机分布着  $K (K \leq N)$  个主用户和  $N$  个认知车载用户。认知车载用户通过频谱感知收集主用户的频段占用信息,获取可用频谱资源信息,并将获取的信息反馈给路边基站,由路边基站作为分配系统对频谱进行分配。

由 1.2 节可知,频谱可用性矩阵用  $L$  表示,干扰约束矩阵用  $C$  表示,无干扰分配矩阵用  $A$  表示。当认知车载用户通过频谱感知检测到  $l_{n,m} = 1, C_{n,k,m} = 0, a_{n,m} = 0$  时,说明当前  $M$  个频段可用,并且次用户即认知车载用户没有同时使用该频段,该时段认知车载用户  $n$  没有分配到频段  $m$ ,那么此时频段

$m$  为认知车载网用户  $n$  的可用频段,可以进行机会式接入。

设此时的传输速率为  $T_{n,m}$ ,则表达式如下:

$$T_{n,m} = \omega \log_2 \left( 1 + \frac{\psi |h_{n,m}|^2}{\sigma^2} \right) \quad (9)$$

其中, $\omega$  为频段带宽; $\varphi$  为认知车载用户的发射功率; $h_{n,m}$  为认知车载用户  $n$  ( $n=1,2,\dots,N$ ) 在频段  $m$  ( $m=1,2,\dots,M$ ) 上的信道增益; $\sigma^2$  为噪声方差。

频谱效益矩阵  $\mathbf{B}$  表示某时刻认知用户可使用频谱获得的最大带宽和吞吐量。在认知车载网络中,效益矩阵  $\mathbf{B}$  就是认知车载用户  $n$  此时接入频段  $m$  所获得的网络吞吐量。由认知车载网络的吞吐量定义<sup>[14]</sup>,可得到 CR-VANET 系统中的网络吞吐量为  $\sum_{n \in N} \sum_{m \in M} T_{n,m}$ 。在保证分配矩阵  $\mathbf{A}$  和干扰矩阵  $\mathbf{C}$  不冲突的情况下,可以得到认知车载用户的效益值为:

$$R_n = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N a_{n,m} * T_{n,m} \quad (10)$$

由式(10)可知,该频谱分配问题的最终求解目标转化为求解最大化认知车载用户系统效益的无干扰矩阵  $\mathbf{A}$ 。直接编码  $\mathbf{A}$ ,则其维度为  $N \times M$ ,当 CR-VANET 网络中认知车载用户  $N$  的可用频段数  $M$  增加时,问题规模随着维度增长,其计算式为:

$$D = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_{n,m} \quad (11)$$

式(11)属于 NP 难问题,难以直接求解,因此需借助群智能算法的寻优能力进行求解。本文采用改进的二进制乌鸦算法进行求解。

## 2 改进乌鸦算法及车载网络频谱分配设计

乌鸦算法(Crow Search Algorithm,CSA)<sup>[15]</sup>是2017年由 Abdelaziz 等提出的元启发式智能算法,其寻优方式模拟乌鸦之间相互跟踪窃食的行为。原始乌鸦算法是连续变量的,为适应频谱分配的离散化问题,本文引用二进制乌鸦算法,同时改进原始乌鸦算法中的一些缺陷,并将改进后的算法应用于 CR-VANET 网络的频谱分配。

### 2.1 乌鸦算法

乌鸦习性:记住自己食物藏匿的位置,跟踪并观察其他乌鸦藏匿食物的位置,在其离开后窃取它们的食物。而被跟踪的乌鸦也有一定的感知概率防止食物被窃取,在它们发现自己被跟踪后会前往搜索空间的位置来欺骗前者。因此乌鸦  $i$  跟踪乌鸦  $j$  时位置更新方式有两种。

State 1 感知概率比较小,乌鸦  $j$  不知道乌鸦  $i$  的跟踪,继续前进,乌鸦  $i$  能够接近乌鸦  $j$  藏匿食物之处。此时,乌鸦  $i$  的位置更新如下:

$$X^{i,iter+1} = X^{i,iter} + r_i \times f^{j,iter} \times (m^{j,iter} - X^{i,iter}) \quad (12)$$

其中, $X^{i,iter}$  表示乌鸦  $i$  的位置; $r_i$  是(0,1)之间均匀分布的随机数; $f^{j,iter}$  表示在迭代时乌鸦的飞行长度; $m^{j,iter}$  表示乌鸦  $j$  隐藏食物的位置。

State 2 感知概率比较大,乌鸦  $j$  知道乌鸦  $i$  的跟踪。为避免食物被窃取,乌鸦  $j$  将故意前往搜索空间的一个随机位置来欺骗乌鸦  $i$ 。

综上所述,CSA 的位置更新公式为:

$$X^{i,iter+1} = \begin{cases} X^{i,iter} + r_i \times f^{j,iter} \times (m^{j,iter} - X^{i,iter}), & r_j \geq AP^{j,iter} \\ \text{a random position,} & r_j < AP^{j,iter} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $r_j$  是[0,1]之间均匀分布的随机数, $AP^{j,iter}$  表示在迭代时乌鸦  $j$  的感知概率。

### 2.2 改进乌鸦算法

#### 2.2.1 曲线自适应参数

在 CSA 中,乌鸦位置更新只需要调整每次迭代时乌鸦的飞行长度  $fl$  和感知概率  $AP$  两个参数。文献[15]对参数  $fl$  和  $AP$  分别设置不同的参数值进行研究。实验结果表明,这两个参数的取值对算法性能有很大的影响,如果  $fl$  较小,将导致局部搜索;如果  $fl$  较大,将导致全局搜索。此外,CSA 的集约化和多元化还受  $AP$  的影响<sup>[16]</sup>,若  $AP$  较小,则 State 1 发生的概率较大,CSA 趋向于在当前位置进行搜索,算法收敛速度会提高,但易陷入局部最优;若  $AP$  较大,则趋向于发生 State 2,乌鸦个体随机移动,可降低算法在局部最优中停滞的可能性,更易求出最优解。

因此,为了平衡局部和全局搜索能力,本文提出了非线性递减的曲线自适应参数  $fl$  和  $AP$ ,其表达如下:

$$fl = \frac{fl_{\max} + fl_{\min}}{2} e^{\left(-\frac{t^2}{T^2} \pi + fl_{\min}\right)} \quad (14)$$

$$AP = AP_{\max} - \frac{AP_{\max} + AP_{\min}}{2} \left(\frac{2t}{T} - \frac{t^2}{T^2}\right) \quad (15)$$

其中, $t$  是当前迭代次数; $T$  为最大迭代次数; $fl_{\max}$ 、 $fl_{\min}$  分别为参数  $fl$  的最大、最小值; $AP_{\max}$ 、 $AP_{\min}$  分别为参数  $AP$  的最大、最小值。为以上参数设置适当值,可以得到  $fl$  和  $AP$  随迭代次数自适应变化的曲线如图 3、图 4 所示。

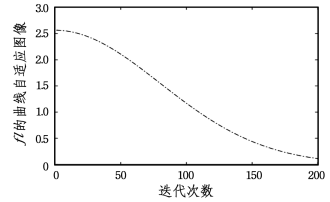


图 3 参数  $fl$  的曲线自适应图像

Fig. 3 Curve adaptive image of parameter  $fl$

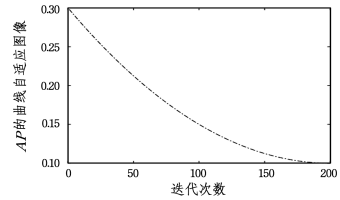


图 4 参数  $AP$  的曲线自适应图像

Fig. 4 Curve adaptive image of parameter  $AP$

由图 3 可知,曲线递减的自适应参数  $fl$  的值在迭代初期较大,使算法保持了较强的全局搜索能力, $fl$  值在迭代后期较小,有利于算法进行更精确的局部搜索,更好地平衡了算法的全局搜索与局部搜索能力。由图 4 可知,在迭代前期,自适应参数  $AP$  的值较大,趋向于发生 State 2,乌鸦个体将前往更大的搜索空间位置;在迭代后期, $AP$  值较小,趋向于发生 State 1,乌鸦只在局部范围内搜索,加快了收敛速度。

因此,CSA 的固定参数被改成曲线自适应的形式,使得 CSA 在搜索过程中先对全局空间进行搜索,再对局部范围进行搜索,从而提高了算法的搜索能力,更好地平衡了算法的集约化和多元化性能。

#### 2.2.2 收敛因子策略

收敛因子策略常被用于粒子群算法,该策略能使粒子速

度不受约束,并保证算法收敛性。选择一个好的收敛因子不仅能保证算法的收敛,而且能提高算法的收敛速度。

不论是在理论上还是在实际中,收敛因子策略还未被用于乌鸦搜索算法。由于 CSA 算法收敛速度较慢,且算法不稳定,本文引入收敛因子  $K$ ,以确保算法的收敛性,并通过实验结果修正收敛因子策略,最终得到合适的收敛因子。 $K$  的定义如下所示:

$$K = \frac{2}{|2 - \theta - \sqrt{\theta^2 - 4\theta}|} \quad (16)$$

其中,  $\theta = fl_{\max} + fl_{\min}$ 。

### 2.2.3 随机数混沌化

研究表明<sup>[17-18]</sup>,初始种群的好坏影响了算法的求解精度和收敛速度。然而,CSA 的搜索具有盲目性,如果群体位置更新所需的信息不足,将产生很多无效搜索,降低算法的收敛速度。为了尽可能使种群均匀分布在搜索空间,增加种群的多样性,以提高求解效率,本文引入混沌映射。

混沌序列在一定范围内具有随机性、遍历性和规律性的特点。与随机搜索相比,混沌序列能以更高的概率对搜索空间进行彻底搜索,可使算法跳出局部最优,保持群体的多样性,在迭代中产生局部最优解的许多邻域点,快速搜寻到最优解。

基于以上分析,本文将具有较好的遍历均匀性和更快迭代速度的 Tent 混沌映射<sup>[19]</sup>引入 CSA 的位置更新式(13)中,得到改进后的位置更新公式式(17):

$$X^{i,iter+1} = \begin{cases} X^{i,iter} + r_i^{i,iter} \times fl^{i,iter} \times (m^{j,iter} - X^{i,iter}), & r_j \geq AP^{j,iter} \\ \text{a random position,} & r_j < AP^{j,iter} \end{cases} \quad (17)$$

其中,  $r_i^{i,iter+1}$  为混沌映射变量,其定义为:

$$r_i^{i,iter+1} = \begin{cases} 2r_i^{i,iter}, & 0 \leq r_i^{i,iter} \leq 1/2 \\ 2(1 - r_i^{i,iter}), & 1/2 \leq r_i^{i,iter} \leq 1 \end{cases} \quad (18)$$

根据式(17)、式(18),将原始位置更新式(13)中的随机数  $r_i$  映射为一组规律的 Tent 混沌数,从而使得搜索具有遍历性、规律性,避免乌鸦个体搜索的盲目性。

### 2.3 频谱分配二进制编码方式

CSA 算法用于解决连续空间函数优化问题,而车载网络频谱分配是离散二进制问题,因此需要将其转换为二进制进行分析。在二进制离散化优化问题中,一般采用 Sigmoid 函数法对原本连续的变量进行离散化。二进制的编码方式为:

$$\text{sig}(X^{i,iter}) = \frac{1}{1 + \exp(-X^{i,iter})} \quad (19)$$

$$x_{\text{new}} = \begin{cases} 1, & \text{rand} < \text{sig}(X^{i,iter}) \\ 0, & \text{rand} \geq \text{sig}(X^{i,iter}) \end{cases} \quad (20)$$

其中,  $X^{i,iter}$  表示第  $i$  个乌鸦个体的位置更新量。根据式(19)、式(20),将原来连续的乌鸦个体位置更新式(17)转换成二进制  $\{0,1\}$ ,从而为进行二进制的频谱分配方案做准备。

### 2.4 基于乌鸦算法的车载网络频谱分配方案

基于 CSA 算法的车载网络频谱分配方案的步骤为:

- (1)由频谱可用矩阵计算出优化维数,由车载网络参数确定效益矩阵  $B$  和效益值函数;
- (2)初始化问题和参数  $AP$  与  $fl$  的最大、最小值,并设定最大迭代步数;
- (3)初始化乌鸦的位置和记忆;

(4)将式(7)、式(8)的系统总效益  $S_{\text{sum}}$  和系统比例公平性  $S_{\text{fairness}}$  作为优化问题的适应度函数,计算适应度函数值;

(5)将  $K, AP, fl$  和混沌随机数代入 CSA 位置更新式(13),对乌鸦位置进行更新;

(6)检查新位置的可行性,评估适应度函数,计算新位置适应度函数并更新记忆;

(7)重复步骤(4)一步骤(6),直至满足迭代次数。

## 3 仿真实验

### 3.1 仿真实验环境

仿真实验的操作系统为 Windows 7, CPU 为 Intel Core i5-4210U,主频为 1.7 GHz,内存为 4 GB,编程软件为 MATLAB R2017b。

### 3.2 初始参数设置

仿真实验中,车载用户间的距离、频谱矩阵  $L$  以及以下几个参数决定了频谱分配矩阵中的效益分配矩阵  $B$ ,影响系统的最终效益。根据经典的频谱分配文献<sup>[20]</sup>,影响参数如下:主用户保护半径为 2 km,车载用户的平均速度为  $v = 4$  m/s,发射功率  $\varphi = 0.05$  W,频带带宽  $\omega = 1000$  Hz,噪声功率  $\sigma^2 = 10^{-5}$  W,信道增益  $h_{n,m}$  是服从均值为 1 的瑞利分布,最大迭代步数为 200。经过多次实验对比分析得到(见下文表 1、表 2),CSA 中  $AP$  的最大、最小值分别取 0.3, 0.1;  $fl$  的最大、最小值分别取 4, 0.2。从许多经典的遗传算法研究中得到,当遗传算法的交叉概率为 0.3 时,变异概率为 0.05。多个经典研究表明,为了平衡随机因素的作用及更好地平衡全局搜索与局部搜索,粒子群算法学习因子取  $C_1 = C_2 = 2$ ;速度的最大、最小值分别取  $V_{\max} = 5, V_{\min} = 5$ ;权重系数取  $W_{\max} = 0.9, W_{\min} = 0.4$ 。

对于乌鸦算法中的参数选择,文献<sup>[15]</sup>指出,参数  $fl, AP$  的选取对于实验性能有很大影响。因此,  $fl$  和  $AP$  的最大值、最小值决定了本文的自适应参数  $fl$  和  $AP$ ,同样对算法性能有很大影响。本文经过多次实验的对比分析验证来选取  $fl$  和  $AP$  的最大值、最小值。表 1、表 2 列出了部分参数选取结果。在  $N = M = 10$  时,文献<sup>[15]</sup>对固定参数进行了分析。参照文献<sup>[15]</sup>,表 1 将参数  $AP$  固定为 0.2,分析  $fl$  的取值对结果的影响;表 2 是将参数  $fl$  固定为 2,分析  $AP$  的取值对结果的影响。

表 1 采用不同  $fl$  值对 CSA 性能的影响

Table 1 Effect of using different  $fl$  values on performance of CSA

index	$fl_a = 4$	$fl_a = 4$	$fl_a = 3$	$fl_a = 3$	$fl_a = 2$	$fl_a = 2$
	$fl_i = 0.2$	$fl_i = 0$	$fl_i = 0.2$	$fl_i = 0$	$fl_i = 0.2$	$fl_i = 0$
benefits	1103.3	1080.8	1043.1	1057.2	1086.2	1076.6
fairness	94.98	79.4	87.41	61.65	80.18	69.89

表 2 采用不同  $AP$  值对 CSA 性能的影响

Table 2 Effect of using different  $AP$  values on performance of CSA

index	$A_a = 0.4$	$A_a = 0.4$	$A_a = 0.3$	$A_a = 0.3$	$A_a = 0.2$	$A_a = 0.2$
	$A_i = 0.1$	$A_i = 0$	$A_i = 0.1$	$A_i = 0$	$A_i = 0.1$	$A_i = 0$
benefits	1075.9	1082.6	1117.5	1046.3	1038.6	950.8
fairness	90.03	89.69	96.56	84.39	86.23	69.89

如表 1、表 2 所列,对  $fl, AP$  选取不同的值,用频谱分配的网络效益和认知车载用户之间的公平性作为适应度函数对不同取值组合下的结果进行对比分析。其中,  $fl_a$  和  $fl_i$  分别表示  $fl_{\max}$  和  $fl_{\min}$ ;  $A_a$  和  $A_i$  分别表示  $AP_{\max}$  和  $AP_{\min}$ ; benefits

和 fairness 分别代表网络增益(即网络吞吐量)和认知用户之间的公平性。

由表 1 和表 2 可知,  $fl$  和  $AP$  的最大值、最小值对本文问题的影响并不是线性的,但是选取适当的  $fl_{max}$  和  $fl_{min}$  组合、 $AP_{max}$  和  $AP_{min}$  组合,能使本文研究的问题得到最优解。由表 1 可知,当  $fl_{max}=4, fl_{min}=0.2$  时,网络效益值和公平性同时达到最大,算法性能最佳;由表 2 可知,当  $AP_{max}=0.3, AP_{min}=0.1$  时,算法性能最佳。

### 3.3 实验结果与分析

#### 3.3.1 算法优化性能比较

本组实验将对 GA, PSO, BCSA, CABCCSA 这 4 种算法的性能进行比较。实验是在迭代 200 次,可用频谱数  $M$  为 10,认知车载网用户为 10 的情况下进行的。图 5 给出认知车载网进行一次频谱分配的网络总效益(即车载网网络吞吐量)的优化过程。由图 5 可知,CABCCSA 算法在优化过程中的性能高于其他 3 种算法;从寻优精度上看,CABCCSA 算法寻得的最优值最大,其次是 BCSA, PSO, GA;从收敛速度上看,CABCCSA 算法具有较快的收敛速度,然后是 PSO, GA, BCSA。而 BCSA 收敛最慢,这是因为乌鸦个体搜索的盲目性以及固定的  $AP$  和  $fl$  值导致算法不稳定,易于陷入局部最优。

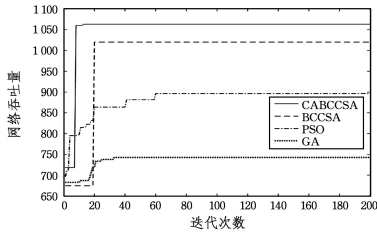


图 5 网络吞吐量优化过程

Fig. 5 Process of network throughput optimization

图 6、图 7 分别是  $N=M=10$  时,4 种算法在 30 次不同随机分布的主用户和认知车载用户情况下的网络吞吐量和接入公平性的寻优结果。可以看出,本文提出的改进的二进制制乌鸦算法获得的网络吞吐量和接入公平性均最大。

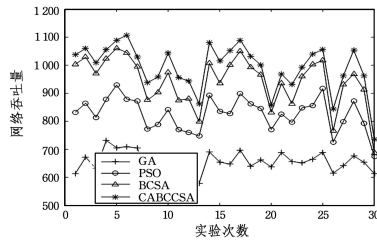


图 6 不同认知车载网用户位置下的网络总吞吐量

Fig. 6 Total network throughput of different cognitive vehicle network users

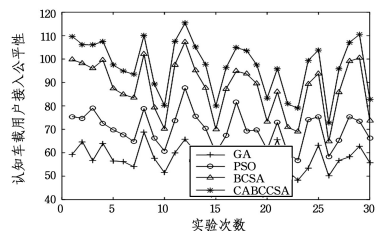


图 7 不同认知车载网用户位置的接入公平性

Fig. 7 Access fairness of users' locations of different cognitive vehicle networks

#### 3.3.2 可用频谱数量对算法性能的影响

网络中可用频段数量变化将对网络性能产生影响。图 8、图 9 分别给出了当认知车载网络数不变,频谱数变化时,网络平均效益和比例公平性的变化情况。其中,固定认知车载网用户数  $N=10$ ,频谱数从 10 变化到 30。

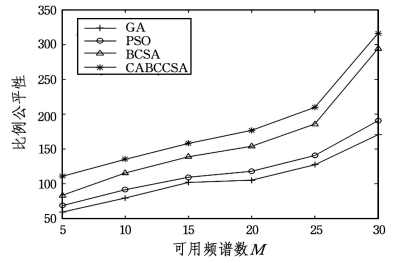


图 8 可用频谱数变化对比例公平性的影响

Fig. 8 Impact of changes in available spectrum on proportional fairness

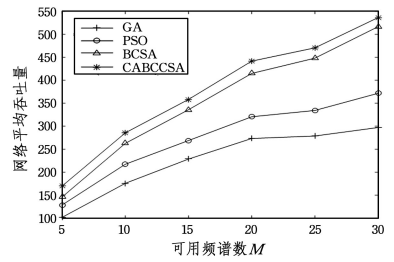


图 9 可用频谱数变化对网络吞吐量的影响

Fig. 9 Impact of changes in available spectrum on network throughput

由图 8、图 9 可知,网络总效益和比例公平性都随着可用频谱数的增多而增加。这是因为,当频谱数增加时,认知车载网用户之间的相互干扰和频谱冲突减小。可以看出,随着后期频谱数的增加,CABCCSA 和 BCSA 算法获得的用户总效益和比例公平性远大于 PSO 和 GA 算法,这也说明了 CABCCSA 算法的有效性。

#### 3.3.3 认知用户数量对算法的影响

图 10、图 11 为网络平均效益和比例公平性随着认知车载网用户数的变化而变化的曲线图。在本次实验中,固定可用频谱数  $M=10$ ,认知车载网用户的变化区间为 10 到 30。可以看出,当网络中主用户数和可用频谱数固定时,随着认知车载网用户数的增加,评价系统性能的两个参考指标网络吞吐量和认知用户之间的比例公平性都不断减小。这是因为,当网络负荷增大时,认知用户彼此之间的干扰也随之增大。但 CABCCSA 算法的性能仍然是这 4 种算法中最高的。

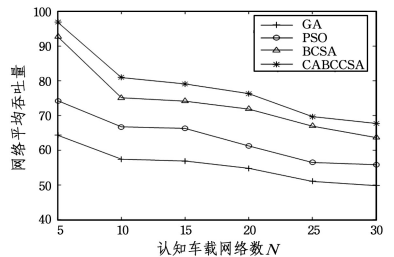


图 10 不同车载用户数对网络平均吞吐量的影响

Fig. 10 Impact of different vehicle users on average throughput of network

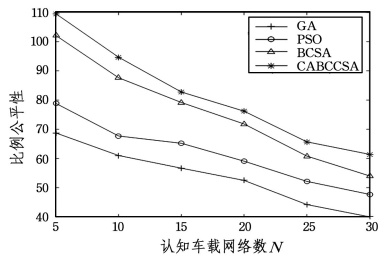


图 11 不同车载用户数对比例公平性的影响

Fig. 11 Impact of different vehicle users on fairness of number of users

**结束语** 本文对二进制乌鸦算法进行改进,解决了原始乌鸦算法收敛速度较慢、不稳定、易陷入局部最优等问题,并将其应用于认知车载网络的寻优分配频谱资源。通过对比实验发现,本文所提算法优于遗传算法、粒子群算法以及原始乌鸦算法,得到了较好的寻优结果。仿真实验表明,将所提出的CABCCSA算法应用于认知车载网络频谱分配能得到较好的认知车载网络频谱方案。此外,车载网络本身存在车辆高速行驶造成信道衰落、接入网络频繁切换的问题,并且车辆本身的运动具有可预测性,这使得车载网络的资源管理和移动性管理成为车载网络性能优化中亟待解决的重要问题。下一步将研究车载网络基于安全应用的移动性管理和资源管理联合方案,以实现车载网络的网络性能最大化。

## 参考文献

- [1] THAKKER P, SARKANIS, MAZUCHI T. A system dynamics approach to demand and allocation of wireless spectrum for mobile communication [J]. *Procedia Computer Science*, 2012, 8: 118-123.
- [2] MITOLA J I, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: making software radios more personal [J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13-18.
- [3] DI FELICE M, DOOST-MOHAMMADY R, CHOWDHURY K R, et al. Smart radios for smart vehicles: cognitive vehicular networks [J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2012, 7(2): 26-33.
- [4] ZAYEN B, HAYAR A, NOUBIR G. Game theory based resource management strategy for cognitive radio networks [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2014, 70(3): 2063-2083.
- [5] LI Z, LI B, ZHU Y. Designing truthful spectrum auctions for multi-hop secondary networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 14(2): 316-327.
- [6] PENG C Y, ZHENG H T, ZHAO B Y. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access [J]. *Mobile Networks and Applications*, 2006, 11(4): 555-576.
- [7] CAI C, WANG Y F, MIAO B M, et al. Dynamic spectrum allocation for cognitive radio sensor networks based on improved genetic algorithm [J]. *Telecommunications Science*, 2017, 33(8): 85-93.
- [8] HONG B D, DONG J L I, XIAO P Z. Particle Swarm Optimization Algorithm with Dynamically Adjusting Inertia Weight [J]. *Computer Science*, 2018, 45(2): 98-102, 13.

- [9] XUAN W U, WEN S S. Cognitive radio spectrum allocation based on genetic ant colony optimization [J]. *Communications Technology*, 2015, 48(11): 1265-1269.
- [10] GAO H Y, CAO J L. Quantum-inspired bee colony optimization algorithm and its application for cognitive radio spectrum allocation [J]. *Journal of Central South University*, 2012, 43(12): 4743-4749.
- [11] WANG X P, CAO H. Spectrum allocation based on quantum cuckoo search algorithm in cognitive radio network [J]. *Telecommunications Science*, 2016, 32(5): 62-68.
- [12] JIANG T, WANG Z Q, ZHANG L, et al. Efficient spectrum utilization on TV band for cognitive radio based high speed vehicle network [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(10): 5319-5329.
- [13] CHENG N, ZHANG N, LU N, et al. Opportunistic Spectrum Access for CR-VANETs: A Game-Theoretic Approach [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014, 63(1): 237-251.
- [14] GUPTA P, KUMAR P R. The capacity of wireless networks [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2000, 46(2): 388-404.
- [15] ABDELAZIZ A Y, FATHY A. A novel approach based on crow search algorithm for optimal selection of conductor size in radial distribution networks [J]. *Engineering Science & Technology an International Journal*, 2017, 20(2): 391-402.
- [16] LIU X J, LU F J, WU C C, et al. Differential crow algorithm based on Levy flight to solve discount {0-1} knapsack problem [J]. *Computer Application*, 2018, 10(71): 1161-1175.
- [17] HAUPT R L, HAUPT S E. *Practical genetic algorithms* [M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006.
- [18] KALLAH R M, HASSANIEN A E. Chaotic crow search algorithm for fractional optimization problems [J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 10(71): 1161-1175.
- [19] ZHANG D M, CHEN Z Y, XIN Z Y, et al. Salp swarm algorithm based on craziness and adaptive [J/OL]. *Control and Decision*. [2019-09-22]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0012>.
- [20] CHEN Z, QIUR C. Q-learning based bidding algorithm for spectrum auction in cognitive radio [C] // *Proceedings of IEEE Southeastcon*. 2011: 409-412.



**FAN Ying**, born in 1995, master. Her main research interests include internet of vehicles, computer application technology and optimization calculation.



**ZHANG Da-min**, born in 1967, Ph.D., professor. His main research interests include computer application technology, intelligent algorithm, signal and information processing.