



基于改进遗传算法的认知无线传感网动态频谱分配方案

蔡畅, 王亚芳, 苗兵梅, 姜慧

(河北科技大学信息科学与工程学院, 河北 石家庄 050018)

摘要: 将认知无线电中的动态频谱分配技术应用在无线传感网中, 针对工作在 ISM (industrial, scientific and medical) 频段的无线传感网面临的频谱资源紧缺问题, 提出一种基于改进自适应遗传算法的动态频谱分配方案。该算法以图论着色模型为基础, 以最大带宽收益和最小切换频率为目标函数, 在交叉和变异过程中采用自适应交叉概率和变异概率代替固定的交叉概率和变异概率。仿真结果表明, 与传统遗传算法和颜色敏感图论着色算法相比, 该算法可以实现提高频谱利用率、降低能量消耗的预期目标。

关键词: 认知无线传感网; 遗传算法; 图着色; 动态频谱分配

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2017217

Dynamic spectrum allocation for cognitive radio sensor networks based on improved genetic algorithm

CAI Chang, WANG Yafang, MIAO Bingmei, JIANG Hui

College of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang 050018, China

Abstract: ISM (industrial scientific and medical) bands where wireless sensor network works faced with the shortage of spectrum resources problems. Aimed at this case, dynamic spectrum allocation in cognitive radio technology was applied in wireless sensor network. A dynamic frequency spectrum allocation scheme was proposed. The algorithm was a modified adaptive genetic algorithm which was based on graph coloring model. In addition, the objective functions of the algorithm were maximum bandwidth gains and minimum spectrum handoff, besides, in the crossover and mutation process, adaptive crossover probability and mutation probability was used instead of the fixed. Experimental results confirm that compared with the traditional genetic algorithm and color sensitive graph coloring algorithm, the proposed algorithm can achieve the expected goal of improving the spectral efficiency and reducing energy consumption.

Key words: cognitive radio sensor network, genetic algorithm, graph coloring, dynamic spectrum allocation

1 引言

万物互联^[1]的概念即将随着 5G 时代的到来深入每个行业中, 而万物互联的核心即物联网, 5G

技术让物联网成为可能, 可见物联网之于 5G 时代的意义非同寻常。无线传感网络 (wireless sensor network, WSN) 作为物联网应用的关键领域, 在物联网中起着类似“感官”的作用, 应用于军事、



医疗等众多领域。无线传感网络是由大量密集分布在监控区域的微小传感器节点组成的,这些传感器节点具有感知能力、通信能力和计算能力,通过自组织和多跳方式构成自治测控网络系统^[2]。作为无线传感网的主要任务是各节点之间协作地感知和收集数据,并将监测信息报告给用户;其局限性在于传感器能量有限,通信能力有限。

传统无线传感器网络的体系结构一般由 3 个组件构成,即认知节点、汇聚(sink)节点和用户管理中心(观察者),如图 1 所示。无线传感器网络中信息的传递是由网络中的终端节点进行发送和接收,当这些节点处于工作状态时,每个节点将采集到的信息通过多跳的方式传送给汇聚节点,之后通过网络传递到管理中心和用户终端。WSN 的拓扑结构有平面式、层次式、混合式和 mesh 网络结构,本文讨论的仅为基于分簇的拓扑模型,能量消耗更低。

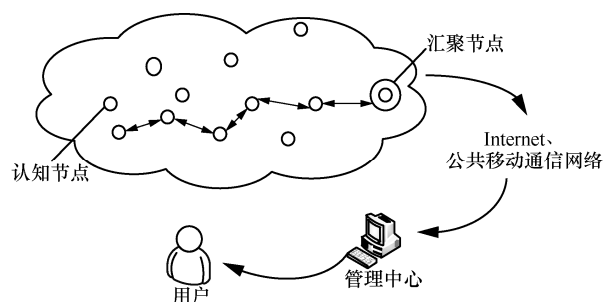


图 1 WSN 的网络体系结构

无线传感器网络传输的基础为网络中的频谱资源,但是在无线通信技术发展过程中,有限的频谱资源被各种无线通信方式利用,资源短缺问题越来越严峻。为了提高频谱资源利用率,解决频谱利用不均衡问题,Mitola^[3]在软件无线电的基础上提出认知无线电(cognitive radio, CR)的概念。认知无线电中的动态频谱分配技术恰好能解决 WSN 在数据传送中的频谱资源有限的问题,为此,近年出现了认知无线传感器网络(cognitive radio sensor network, CRSN)的概念。认知无线电被认为是与其他工作在同一频段网络共享频谱

资源的一种重要解决途径^[4]。

认知无线传感网络系统中带宽、用户位置和信道数量等条件不固定,动态频谱分配则可以根据用户需求或系统自身指标对频谱分配策略进行自适应调整,从而提高系统灵活性,避免频谱空洞浪费,因此动态频谱分配在解决频谱资源共享问题上较静态频谱分配方式有很大优势,但是无形中也给 WSN 增加了节点检测频谱空穴和信息通信量增加的负担。与此同时,动态频谱分配过程中节点为收获更大带宽收益不断切换频率,使得能量消耗问题更加严重。频谱分配大概分为两种方式,即集中式和分布式。集中式分配方式由一个专门的网络协调器(network coordinator)^[5]收集频谱资源并按需分配给各子节点,而分布式分配方式则需要每个传感器都具备感知全局或局部空间可用频谱的能力并进行竞争;鉴于上述能耗情况,本文设计的系统模型将感知任务交给部分节点或者基站,以节约大部分节点能量。

本文将动态频谱分配方案转换成多目标优化问题来解决,利用改进的遗传算法辅助认知无线电执行频谱分配,进一步改善系统性能。在图论着色频谱分配模型的基础上,提出了改进的遗传算法(improved genetic algorithm, IGA),该算法兼顾最大频谱收益率和最小切换频率两个指标,在保证最大限度提高系统收益的同时降低能源消耗,使得认知无线传感网络的频谱切换达到最优的效果。

2 系统模型和问题描述

2.1 系统模型

CR-WSN 模型由主用户(primary user, PU)、次用户(secondary user, SU)、PU 基站(base station, BS)和 WSN 的 sink 节点组成,图 2 为无线认知传感网络系统模型,图中次用户包括 WSN 的采集节点和中继节点。WSN 的 sink 节点任意分布在基站周围,直接与基站传递信息。WSN 的采集节点进

行频谱感知,检测可用频谱,并将检测到的信息传递给 sink 节点。BS 具有全部认知功能,并负责检测和区分频谱机会并进行频谱分配。

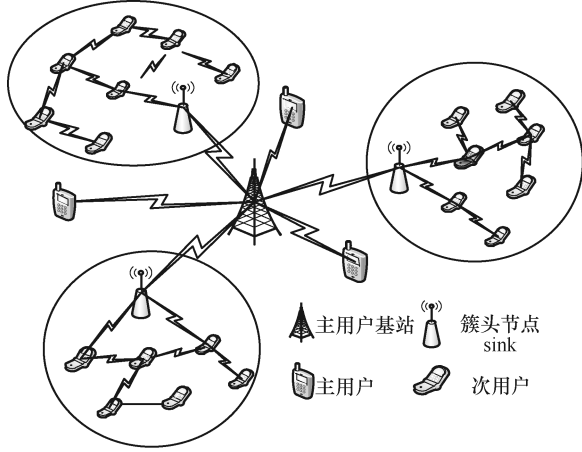


图2 无线认知传感网络系统模型

认知无线传感网的频谱分配可以类比于信道分配,而每一个具体的网络拓扑结构又可以抽象成一个图论中图的概念,每一个通信节点用图中的定点来表示,以基于图论着色理论的信道矩阵模型^[6]为理论模型进行频谱分配。基于图着色理论的频谱分配模型可以用不同的矩阵来表示 WSN 的网络拓扑结构,包括可用矩阵 L 、效益矩阵 B 、干扰矩阵 C 和分配矩阵 A 。假设在网络覆盖区域内主用户、次用户数均为 N ,可用频段数目为 M 。

可用矩阵表示次用户可用的空闲频谱,表示为:

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

其中, $l_{n,m}=1$ 表示频谱 m 可以分配给用户 n ,若 $l_{n,m}=0$,则表示频谱不可用。

效益矩阵表示用户在此次频谱分配中可以获得的效益,表示为:

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

其中, $b_{n,m}$ 表示频谱 m 分配给用户 n 可以获得的效益,如频谱利用率等。

干扰矩阵表示当用户 n 和用户 k 同时使用频

谱 m 时是否相互干扰,表示为:

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

其中,当 $c_{n,k,m}=1$ 时,用户 n 和用户 k 不能同时分配到频谱 m ;若 $c_{n,k,m}=0$,则不产生干扰,可以同时分配。当 $n=k$ 时, $c_{n,n,m}=1-l_{n,m}$ 。

分配矩阵表示在没有任何干扰情况下用户和频谱的分配情况,表示为:

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

其中, $a_{n,m}=1$ 表示频谱 m 分配给了用户 n ,而 $a_{n,m}=0$ 则表示用户 n 和频谱 m 没有分配关系。

初始分配矩阵表示该网络环境的初始分配情况:

$$A_1 = \{a_{1n,m} \mid a_{1n,m} \in (0,1)\}_{N \times M} \quad (5)$$

由于分配矩阵 A 是无干扰可行的分配矩阵,所以相对应的干扰矩阵 C 和可用矩阵 L 中的相应元素应为 $c_{n,k,m}=0$, $l_{n,m}=1$ 。

假设在一种无冲突分配情况下,用户 n 的收益为 r_n ,则有:

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

用 R 表示对应各用户收益向量,有:

$$R = \left\{ r_n = \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m} \right\}_{N \times 1} \quad (7)$$

可以用不同类型的目标函数对 WSN 频谱分配进行优化,以按需达到不同的目标。若只考虑最大带宽收益,设系统收益的目标函数用 U 表示:

$$U = \sum_{n=1}^N r_n = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m} \quad (8)$$

收益目标函数并未考虑到系统的公平性,仅仅单纯追求最大网络收益,适用于对节点公平性要求不高的网络。

在每一次频谱切换中,切换频率由分配矩阵 A 和初始分配矩阵 A_1 决定,设切换频率 h_{im} 表示节



点 i 在频谱 m 上进行切换, 则有:

$$h_{im} = 1 - a_{i,m} \cdot a_{i,m}, i \in N, m \in M \quad (9)$$

WSN 此次进行频谱切换频率用 H 表示:

$$H = \sum_i^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} h_{im}, i \in N, m \in M \quad (10)$$

H 值的大小表示此次切换的频谱切换率的大小^[7]。

2.2 问题描述

在 CRSN 的网络环境下进行频谱分配, 考虑到其本身传递信息量不是很大, 而且分布零散, 进行信息传递需要通过多跳的方式进行, 所以频谱资源能够得到最大化合理的利用是频谱分配过程的最终目的; 同时由于其节点靠电池供电, 所以要尽可能减少节点在频谱切换上增加的能量损耗。定义 X 为节点集合, 网络中有 N 个节点, a_i 采集节点编号, 其中 $i=1, \dots, N$ 。 $\omega(a)$ 为节点 i 的频谱分配解。 $FIND\{\omega(a_i) > \}_{a_i \in X}$ 为其解的集合。采用干扰模型, 即假定链路间的干扰范围已知, 且为定值。

根据第 2.1 节中的参数定义, 可以把问题做以下描述:

$$FIND\{\omega(a_i) > \}_{a_i \in X}$$

$$\{U < \omega(a_i) > \} \subseteq W \quad (11)$$

$$\text{s.t. } I(a_i) = \phi, a_i \in X \quad (12)$$

$$\max U \quad (13)$$

$$\min H \quad (14)$$

其中, 式 (11) 表示所有节点分配的频谱必须在给定的可用频谱空间内。式 (12) 中 $I(a_i)$ 表示与节点 a_i 的干扰集合必须为空。式 (13) 表示节点 a_i 的效用函数最大值, 为目标函数之一; 式 (14) 表示频谱分配的最小切换频率, 作为另一个目标函数。

2.3 模型求解

在动态频谱分配领域已经形成了 3 种应用最广泛的模型, 分别为图论着色算法模型、拍卖竞

价分配模型和博弈论算法模型。对于基于图论模型解决动态频率分配问题, 已有很多专家学者进行了研究, 并研究出了一套成熟的图论着色模型算法, 有列表着色算法^[8,9]、颜色敏感算法^[10]、并行分配算法等。在 WSN 中基于节约能量的目的大部分都采用集中式频谱分配, 故采用图论着色模型。

基于图论模型的频谱分配是一个 NP 难问题, 智能优化算法可以很好地解决此问题, 本文选择目前比较成熟的遗传算法进行动态频谱分配。遗传算法是一种自适应算法, 通常用于数据查找和问题优化, 广泛用于现代优化理论中^[11]。

本文提出改进的遗传算法分别从编码和交叉变异的过程对遗传算法进行改进, 将带宽收益和切换频率作为目标函数, 在程序设计过程中, 需进行多次频谱分配, 每次分配的初始分配矩阵均为上次频谱分配的结果。

3 改进的遗传算法

遗传算法作为智能计算中的关键技术, 有自身的优点, 如强健性, 但极易出现“早熟”、局部优化等现象。通常遗传算法包括编码、种群初始化、计算适应度值、选择、交叉和变异等过程。本文分别在编码、交叉和变异概率及目标函数上对传统遗传算法进行改进, 使得算法更贴切地表达并解决 WSN 中的频谱分配问题, 最大限度实现系统的最大收益和能源节约。

3.1 编码

编码是遗传算法的首个步骤, 旨在将基因按照一定规则构成染色体 (chromosome), 在遗传算法中以染色体为基本单位进行后续过程。

初始化环境过程中, 在网络区域范围内随机分配主次用户的位置, 然后根据位置信息得出收益矩阵 B 、可用矩阵 L 、约束矩阵 C 。遗传算法以染色体为基本单位, 假设用 S 表示染色体, 则每条染色体 S 表示一种可行的频谱分配方案。由于

分配矩阵 A 与可用矩阵 L 之间存在着约束关系, 所以可用矩阵 L 中零元素的位置上对应分配矩阵 A 元素值为 0。为了避免染色体中产生大量的冗余位, 染色体是 S 中只记录与可用矩阵 L 中值为 1 的元素位置上对应的分配矩阵 A 中的元素值。染色体 S 的长度 $L(S)$ 为可用矩阵 L 中非零元素的个数。

$$L(S) = \sum_{l_{n,m}=1} l_{n,m} \quad (15)$$

如图 3 所示, 将染色体 S 中元素放到可用矩阵 L 中非零元素位置, 得到分配矩阵 A 。经过这样的映射, 搜索空间被极大地降低了, 从而提升了整个算法的效率。

3.2 交叉和变异

在遗传算法中, 交叉和变异是整个遗传算法的核心过程。交叉过程是一种局部优化过程; 而变异过程则是对问题进行全局优化, 防止陷入局部最优。基本的遗传算法交叉概率 (pc) 和变异概率 (pm) 都是固定的, 但是在进化初期, 种群差异比较大, 交叉可以产生更好的个体, 此时可以减小变异概率, 以降低计算量; 在进化的后期, 种群差异较小, 仅仅在种群内部进行交叉已经于事无补, 需要依靠变异过程对算法进行全局优化, 适当提高变异概率, 降低交叉概率, 可以使问题更容易达到全局最优解, 同时减小计算量。

假设交叉概率和变异概率分别为 pc 、 pm , 可以对 pc 和 pm 进行自适应化。 pc 和 pm 自适应化

的数学表达式为:

$$pc = \begin{cases} pc_1 \cdot \frac{(pc_1 - pc_2)(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f \geq f_{avg} \\ pc_1, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (16)$$

$$pm = \begin{cases} pm_1 \cdot \frac{(pm_1 - pm_2)(f - f')}{f_{max} - f_{avg}}, & f' \geq f_{avg} \\ pm_1, & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (17)$$

在式 (16) 和式 (17) 中, f_{max} 为群体中的最大适应度值, f_{avg} 为群体平均适应度值, f 表示要交叉的两个个体中较大的适应度值, f' 为要变异个体的适应度值, pc_1 、 pc_2 、 pm_1 、 pm_2 为常数, $pc_1=0.9$ 、 $pc_2=0.6$ 、 $pm_1=0.1$ 、 $pm_2=0.001$ 。

通过式 (16) 和式 (17) 可知, 个体的交叉概率和变异概率根据个体的适应度值在平均适应度和最大适应度值之间进行线性变换。为保证每一代的优良个体不参与交叉变异过程, 该自适应遗传算法采用了精英保留策略, 如果当前种群最优个体适应度值优于下一代种群中的最优个体适应度值, 则将当前种群所有适应度值大于下一代最优个体适应度值的多个个体直接替代下一代中适应度最差的个体。在个体的适应度值大于群体平均适应度值时, 个体的交叉概率和变异概率会减小, 使该解得以被保护进入下一代; 当个体适应度值小于群体平均适应度值时, 两者都取较大数值, 使该解更容易被淘汰, 保证种群多样性, 避免“早熟”现象发生。

3.3 适应度函数

在遗传算法中, 个体的优劣由适应度值的大

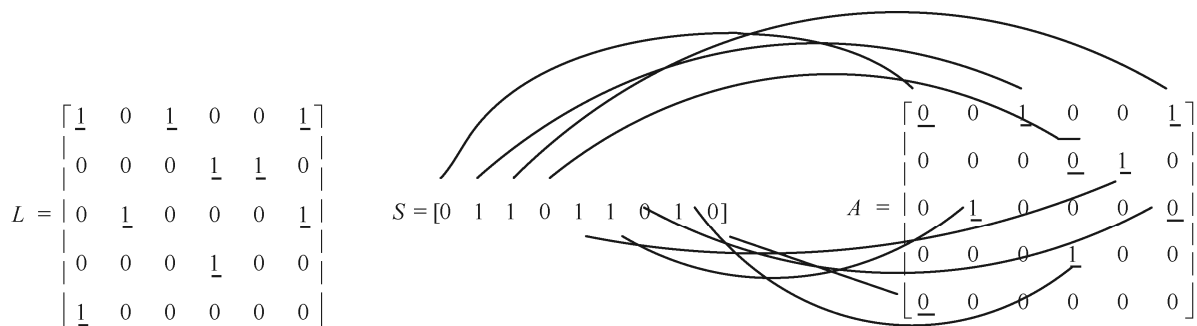


图 3 S 与 A 的映射



小来决定。本算法的适应度函数由无线传感网的特殊环境决定。在无线传感网中,传感器作为节点,本身有着体积小、能量有限的限制性特点,加上在WSN中加入了动态频谱分配技术、频谱感知等功能,使节点需要去检测频谱空穴、传输检测到的信息及频谱分配的结果等信息、频繁切换频率以求达到最大的频谱利用率,这些额外增加的功能都将加重节点能量消耗。针对这些在设计适应度函数时应该综合考虑两方面的约束:高效利用频谱空穴,争取系统整体最大带宽收益,节点之间协调工作,而非单个节点独自占用通信资源;尽可能减小节点频率切换,在不能减小频谱感知和传递通信信息耗用能量的同时,减少频率切换使用的能量,延缓因节点失效造成的系统网络拓扑变更。式(18)给出了本算法的适应度函数:

$$Obj_F = U - H = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} \cdot b_{n,m} - \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} h_{im} \quad (18)$$

其中, U 表示系统带宽收益,在迭代过程中选择最大值, H 表示切换频率,在迭代过程中选择最小值,所以 Obj_F 在整个算法中越大,越接近算法要得到的最优解。

3.4 改进的遗传算法流程

本文将遗传算法应用到无线传感网中的动态频谱分配中,改进的遗传算法以图论着色模型为基础,根据实际情况对编码、交叉和变异过程及目标函数进行了改善。为了保证遗传算法的收敛时间,改进遗传算法并未添加复杂的保护机制,使改进的算法更灵活,更有利于无线传感网络进行动态频谱分配。提出的基于改进遗传算法的动态频谱分配算法流程如图4所示。

根据图4,基于改进遗传算法的动态频谱分配过程分为以下几个步骤。

步骤1 对网络环境进行初始化。网络环境初始化过程包括设定网络区域范围、最大传送功率和最小传送功率、主用户的覆盖半径、主用户数和次用户数、信道数、随机放置主用户和次用

户的位置信息、主用户选择要使用的信道,并根据以上信息计算出效益矩阵 $B=\{b_{n,m}\}_{N \times M}$ 、可用矩阵 $L=\{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$ 和干扰矩阵 $C=\{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$ 。设置第一代的初始分配矩阵 A_1 为零矩阵,之后的初始分配矩阵为上一代选出的最优分配矩阵。

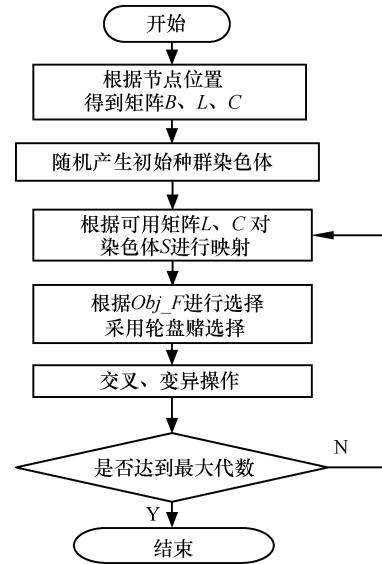


图4 基于改进遗传算法的动态频谱分配算法流程

步骤2 随机产生初始种群染色体。首先计算染色体 S 的长度 $L(S)$ 即可用矩阵 L 中非零元素个数,然后随机产生一个长度为 $L(S)$ 的二进制初始种群。

步骤3 根据可用矩阵 L 和干扰矩阵 C 对染色体 S 进行映射。这一步中遍历染色体 S , 将第 i 个染色体中的基因映射到分配矩阵 $a_{n,m}$ 中,如果 $a_{n,m}$ 、 $a_{k,m}$ 和 $c_{n,k,m}$ 同时为 1,说明用户 n 和用户 k 在同时使用信道 m 时会产生干扰,这时需随机将 $a_{n,m}$ 或 $a_{k,m}$ 中的一个值置零。此步骤为第 3.1 节中的编码过程,目的是降低算法搜索空间,提升搜索效率。

步骤4 根据适应度函数 Obj_F 对种群中每个个体的适应度值进行排序,并采用轮盘赌算法对其进行选择。在轮盘赌选择中,适应度值高的个体在轮盘中对应的扇区大,在轮盘转动的过程中更容易被选择到,相反,适应度值低的个体则容易在选择过程中被淘汰。

步骤5 交叉和变异。以每个个体的适应度

值为依据, 计算每个个体的交叉概率和变异概率并执行交叉和变异操作, 生成新世代的种群。

步骤 6 判断是否达到算法预设的最大进化代数, 若是, 则迭代停止, 记录每一代具有最大适应度值的个体和最终选出的最优频谱分配矩阵; 若没有达到最大进化代数, 则向上循环执行步骤 3。

3.5 算法复杂度分析

本文算法将动态频谱分配问题作为多目标优化问题解决, 分为两个阶段: 第一阶段用图论着色模型建立模型, 描述网络环境; 第二部分采用遗传算法在所建模型的基础上寻找最优解。第一阶段中需要进行 $n \times m$ 次比较和 k 次覆盖半径的计算, 因此第一阶段的复杂度为 $O(nm)$; 在第二阶段中种群初始化阶段的时间复杂度为 $O(nm + n^2 \cdot \text{popsize})$, 交叉变异过程的复杂度为 $O(\text{popsize} \cdot g_{\max} \cdot n^2)$, 所以改进遗传算法的复杂度为 $O(\text{popsize} \cdot g_{\max} \cdot n^2)$, 与传统遗传算法的复杂度有相同的数量级。

4 仿真与分析

根据第 3 节所介绍的改进遗传算法的实现原理, 在 MATLAB 仿真软件中对改进遗传算法的性能进行仿真验证, 与传统遗传算法和颜色敏感 (color sensitive graph coloring, CSGC) 算法进行适应度值、平均网络收益和切换频率对比, 并给出相应的仿真结果, 进一步地论证改进遗传算法的优越性。颜色敏感算法作为图论着色算法模型的其中一个重要分支, 其考虑协作与非协作的用户行为下的频谱效用, 在认知无线动态频谱分配算法领域有一定地位。对于传统遗传算法, Mustafa Y 等^[12]第一次将遗传算法引入认知无线电的频谱分配领域, 并验证了遗传算法在该领域应用的有效性, 但基本遗传算法存在收敛速度慢、易早熟、收敛精度不高的缺点, 所以人们进行了大量的改善算法研究, 本文也是基于遗传算法的改进算法, 并在后文与传统遗传算法进行了效果比较。

改进遗传算法的仿真参数设定如下: 假设仿真的环境中不存在噪声干扰, 也不存在传感器节点地理位置的改变, 所有用户均使用相同功率, 且覆盖半径和干扰半径均相同。系统中的主用户与感知用户均随机地分布在一个 $10 \text{ m} \times 10 \text{ m}$ 的简单空间中。假设传送功率最大值和最小值分别为 1 dB 和 4 dB, 主用户覆盖半径为 2 m, 即在主用户坐标的 2 个单位长度的范围内不允许次用户使用相同频率, 次用户也如此。实验均重复 40 次, 取平均值作为输出结果。

改进遗传算法相关的仿真参数见表 1。

表 1 遗传算法仿真数据

最大代数	种群规模	交叉概率	交叉概率	变异概率	变异概率
200	20	0.6	0.1	0.1	0.01

仿真用户数及信道数见表 2。

表 2 用户数及信道数

主用户数/个	信道数/个	次用户数/个
5	10	10

改进遗传算法与传统遗传算法适应度值比较如图 5 所示, 遗传算法设置为进化 200 代后终止。在仿真结果中, 两种遗传算法都可以找到各自的最高适应度值, 但是传统遗传算法的最大网络效益明显比改进过的自适应遗传算法低。可以看出, 改进遗传算法在收敛速度和寻求最优解上都有更优秀的表现。

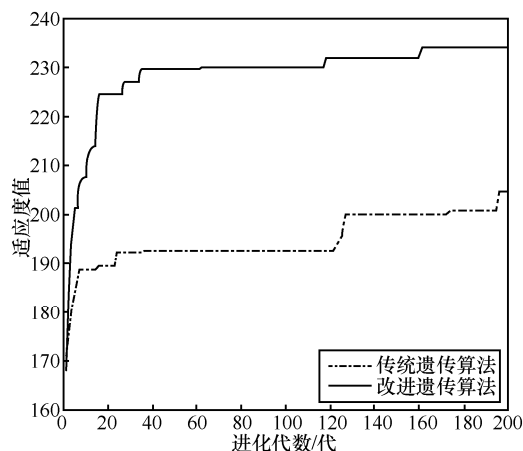


图 5 两种遗传算法适应度值比较



在算法中,无论是遗传算法自身的参数设置还是网络环境变化,都可以直接影响比较结果,但在大部分情况下改进遗传算法性能都优于传统遗传算法。影响算法性能的因素主要来自两个方面,一方面是遗传算法方面的参数,如种群规模、交叉概率、变异概率等,另一方面是网络环境本身,如主用户数量、感知节点数量和传感器节点位置的变化。本文以遗传算法自身的参数 pm_1 、 pm_2 和网络环境中次用户数 N 为例进行分析。图 6 对比了改进遗传算法中 pm_1 、 pm_2 分别取值为 0.1、0.01 和 0.01、0.001 时与传统遗传算法适应度值的比较,结果显示在进化到 77 代之后,当 pm_1 、 pm_2 取值为 0.1、0.01 的改进遗传算法适应度值比传统遗传算法高,但是当 pm_1 、 pm_2 取值为 0.01、0.001 时,效果却远不如传统遗传算法;图 7 的仿真中改变了网络环境,将次用户数增加到 20,可以看

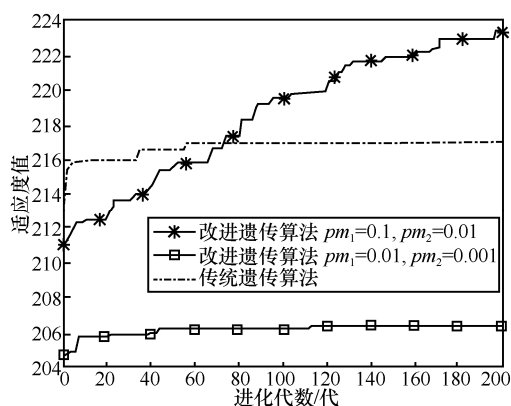


图 6 不同 pm 下改进算法与传统遗传算法适应度值比较

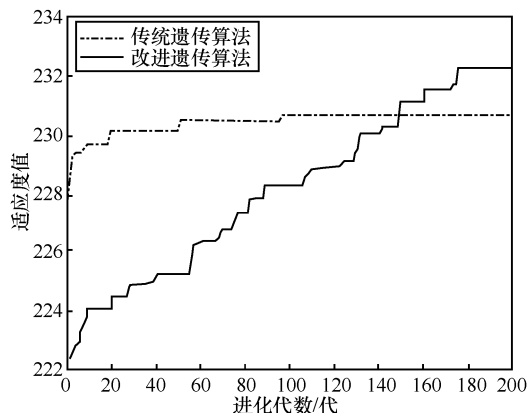


图 7 次用户数 $N=20$ 时两种算法适应度值比较
($K=5, M=10, N=20$)

出,改进遗传算法最终的优化结果依然比传统遗传算法好。

图 8、图 9 在比较中加入了颜色敏感图论着色算法,以最大系统收益和最小切换频率作为目标函数,横坐标为实验标号,共 50 组实验,纵坐标分别为平均网络收益和切换频率,且本次 50 组实验参数与表 1、表 2 相同。从仿真结果可以看出,采用遗传算法对问题进行优化时,在增大网络收益和减小切换频率两方面都有明显改善。在网络收益方面,改进遗传算法高于传统遗传算法,传统遗传算法与 CSGC 算法的网络收益相差无几,可见改进遗传算法对于相同条件下的网络收益有明显的提高。在切换频率方面,改进遗传算法略低于传统遗传算法,两种遗传算法都较稳定,CSGC 算法的切换频率由于不作为 CSGC 算法的目标函数,故比遗传算法严重,这也恰恰是 CSGC 算法应用于 WSN 的弊端。

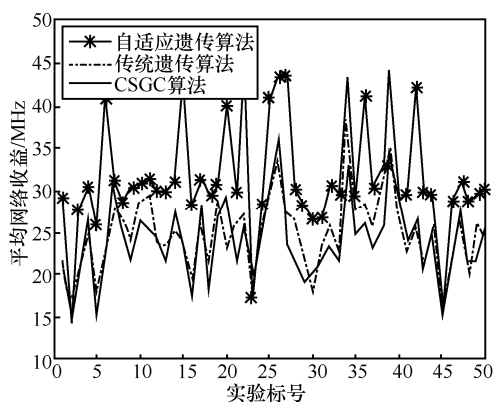


图 8 平均网络收益比较

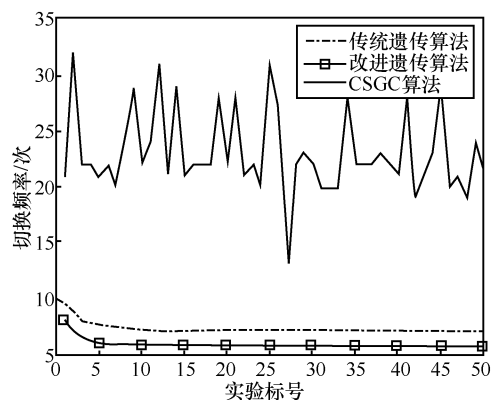


图 9 切换频率比较

综合比较发现, 本文提出的改进遗传算法能够很好地兼顾最小切换频率和最大网络收益, 在收敛速度和寻求最优解上均高于传统遗传算法和颜色敏感图论着色算法, 能够充分挖掘利用频谱资源, 真正做到在提高系统总带宽收益的同时节约节点资源, 达到了预期的效果。

5 结束语

鉴于 WSN 频谱资源短缺和能量受限的特殊情况, 本文将认知无线电中的动态频谱分配技术与 WSN 结合, 提出了基于改进遗传算法的动态频谱分配方案。仿真结果分析表明, 改进遗传算法以带宽收益最大化和切换频率最小化为改进目标对频谱分配进行优化, 在保证主用户数据传输的前提下, 可以有效地提高整体系统带宽效益, 与同类频谱分配算法相比, 降低切换频率带来的能量消耗, 适用于无线传感网络。

在研究动态频谱分配算法过程中发现改进遗传算法的不足之处在于设计目标函数时未考虑用户公平性, 可能导致网络资源分配不均衡, 一些用户分配到频谱时间延长。另外动态频谱分配不仅给 CRSN 带来了足够可用的频谱资源, 同时也要求网络层的路由协议适应多跳、频谱多变的环境, 因此还需要提出更适合 CRSN 路由协议, 这两点也是下一步要研究的内容。

参考文献:

- [1] 叶闻. 5G 将掀起万物互联的新浪潮[J]. 中国电信业, 2016(7): 74-75.
YE W. 5G will set off a new wave of things on the Internet[J]. China Telecommunication Trade, 2016(7): 74-75.
- [2] ZHOU Z, ZHOU S L, CUI S G, et al. Energy-efficient cooperative communication in a clustered wireless sensor network[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(6): 3618-3628.
- [3] VIJAY G, BEN A B E, IBNKAHLA M. Cognition in wireless sensor networks: a perspective[J]. Sensors Journal IEEE, 2011, 11(3): 582-592.
- [4] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220.
- [5] OZGER M, AKAN O B. Event-driven spectrum-aware clustering in cognitive radio sensor networks[C]//INFOCOM 2013, April 14-19, 2013, Turin, Italy. New Jersey: IEEE Press, 2013: 1483-1491.
- [6] PENG C Y, ZHENG H T. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access[J]. ACM Mobile Networks and Applications, 2006, 11(4): 555-576.
- [7] 周来秀, 邓曙光, 杨冰, 等. 基于 MaUMiH 的无线传感器网络频谱分配方案[J]. 计算机与数字工程, 2010, 38(7): 9-12.
ZHOU L X, DENG S G, YANG B, et al. Spectrum allocation scheme based on MaUMiH in wireless sensor networks[J]. Computer and Digital Engineering, 2010, 38(7): 9-12.
- [8] BOGDANOWICZ D, GIARO K. Some results on a trading model in a consensus list coloring[C]//2008 International Conference on Information Technology, May 18-21, 2008, Gdansk, Poland. New Jersey: IEEE Press, 2008: 1-4.
- [9] LIU Y, JIANG M, TAN X, et al. Maximal independent set based channel allocation algorithm in cognitive radios[C]//2009 IEEE Youth Conference on Information, Computing and Telecommunication, Sept 20-21, 2009, Beijing, China. New Jersey: IEEE Press, 2009: 78-81.
- [10] ZHANG B, HU K, ZHU Y. Spectrum allocation in cognitive radio networks using swarm intelligence[C]//2010 International Conference on Communication Software and Networks, Feb 26-28, 2010, Singapore. New Jersey: IEEE Press, 2010: 8-12.
- [11] HAUPT R L, WERNER D H. Genetic algorithms in electromagnetics[M]. New Jersey: IEEE Press, 2007.
- [12] MUSTAFA Y, NAINAY E. Island genetic algorithm-based cognitive networks[D]. Blacksburg: Virginia Polytechnic Institute and State University, 2009.

[作者简介]



蔡畅 (1993-), 女, 河北科技大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为数字通信技术和无线传感网。

王亚芳 (1962-), 女, 河北科技大学信息科学与工程学院副教授, 主要研究方向为信息基础设施、下一代网络和数字交换与传输技术。

苗兵梅 (1992-), 女, 河北科技大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为数字通信技术。

姜慧 (1991-), 女, 河北科技大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为数字通信技术。