

基于混沌遗传的异构无线网络接入选择策略

唐良瑞¹,李文猛¹,盛 洁²,樊 冰¹

(1. 华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室,北京 102206; 2. 苏州大学城市轨道交通学院,江苏苏州 215021)

摘 要: 为了解决异构无线网络接入选择问题,提出一种基于混沌遗传算法的解决方法.将网络接入选择转换为一个多属性优化问题,利用混沌遗传算法解决全局寻优问题.算法首先通过超混沌系统产生初始种群和混沌扰动向量,对遗传算法进行改进;然后利用混沌遗传算法对适应度函数求解得到网络选择评价指标权重.仿真结果表明,该算法能够使新到达的用户更均匀地分布在各备选网络中,有效降低网络阻塞率并减小各候选网络阻塞率差距,实现网络的负载均衡.

关键词: 异构无线网络;网络接入选择;超混沌;混沌遗传

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)08-1564-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.08.016

A Chaos Genetic Algorithm Based Access Selection in Heterogeneous Wireless Networks

TANG Liang-ru¹, LI Wen-meng¹, SHENG Jie², FAN Bing¹

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. School of Urban Railway Transportation, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215021, China)

Abstract: In order to solve the issue of access selection in heterogeneous wireless networks, a new algorithm based on chaos genetic algorithm is proposed, of which the issue is converted into a multiple attribute optimization problem, then the chaos genetic algorithm is used to solve the global optimization problem. Firstly, a hyperchaotic system is used to generate the initial population and the chaos disturbance vector to improve the genetic algorithm, then the network selection evaluation index weight can be obtained by solving the fitness function. The simulation results show that the newly arrived users can be distributed more evenly by using the algorithm. Meanwhile, the network blocking probability and the disparity of the blocking probability of different candidate networks can be reduced effectively, so that the network load is balanced.

Key words: heterogeneous wireless network; network access selection; hyperchaotic systems; genetic algorithm

1 引言

下一代无线网络将不再由单一的接入方式构成,而是存在多种不同的无线接入技术,共同构成了异构无线网络环境.目前人们已能够通过具有不同无线空中接口的多模移动终端动态地接入最理想网络^[1].多网融合与多模终端共同为用户提供无处不在、无时不在的泛在信息通信服务,很好地实现用户通信目标,实现移动信息化社会^[2].由于不同接入技术的差异性,在异构网络中如何为用户业务选择最佳接入网络是焦点问题^[3].

对于此问题,目前已有多种解决方案.主要的网络接入选择算法有:基于接收信号强度的算法^[4,5]、收益

函数方法^[6,7]和多属性决策判决算法^[8-12].在异构网络环境下,根据单一的网络评价指标做出选择判决,并不能很好保证服务质量.因此,采用多属性判决算法实现网络接入选择更为合理^[13].文献[10]提出一种基于模糊逻辑的网络接入选择算法(Fuzzy Admission Control System, FACS),通过考虑用户移动方向、移动速度和划分优先级等多个因素来选择网络,但接入判决没有充分考虑网络负载均衡的问题,使网络之间负载差距较大.多接入选择算法(Multi-Radio Access Selection Load Balancing, MLB)^[11]计算了实时业务与非实时业务在接入后需要网络提供的平均资源,并选择消耗资源与网络可用资源比值最小的网络进行接入,虽在负载均衡方面有一定优

势,但未从用户角度考虑.文献[12]提出一种基于模糊神经网络的异构无线网络接入选择算法(Radial Basis Function-Fuzzy Neural Network, RBF-FNN),以接收信号强度、网络负载及网络剩余资源等实时参数作为神经网络所需的训练数据,然而神经网络的结构较难确定,参数初始值的选择具有盲目性,训练速度慢,容易陷入局部最小.这类算法的复杂性将随着呼叫请求数目和候选网络数目的增加而剧烈增长.以上算法应用于异构无线网络接入选择时,算法本身具有一定局限性,均不能达到满意的效果.

基于此,本文提出一种基于混沌遗传的异构无线网络接入选择策略.利用混沌遗传算法对适应度函数求解得到网络评价指标权重,做出最优网络接入判决.仿真结果表明,该算法能够有效降低网络阻塞率并减小各候选网络之间的阻塞率差距,有利于网络负载均衡.

2 异构无线网络接入选择模型

异构无线网络环境中,当用户在网络重叠覆盖区域内发出接入请求时,将触发网络接入选择机制.假设用户处于 n 个无线网络的重叠覆盖区域内,网络接入选择需要考虑剩余带宽比、阻塞率、时延、接收信号强度、逗留时间、业务资费等 p 个评价指标.第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 个备选网络的第 j ($j = 1, 2, \dots, p$) 个评价指标值用 x_{ij}^* ($i \leq 1 \leq n, 1 \leq j \leq p$) 表示.

对于此类多属性决策问题,需要确定各评价指标的相对重要程度,而重要程度往往由评价指标的权重来反映,权重越大则其对应的评价指标就越重要.因此权重的正确求解,对于多属性决策问题的正确决策具有十分重要的意义.设各网络评价指标的样本集为 $\{x_{ij}^* | i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p\}$,构成初始判决矩阵 X^* .

$$X^* = \begin{bmatrix} x_{11}^* & x_{12}^* & x_{13}^* & \cdots & x_{1p}^* \\ x_{21}^* & x_{22}^* & x_{23}^* & \cdots & x_{2p}^* \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n1}^* & x_{n2}^* & x_{n3}^* & \cdots & x_{np}^* \end{bmatrix} \quad (1)$$

异构无线网络接入选择评价指标存在多样性,使得评价指标变量缺乏一致性度量.为便于分析,需要对原始数据进行归一化处理.对于网络阻塞率、时延、业务资费等成本型指标采用式(2)进行归一化,对于剩余带宽比、接收信号强度、逗留时间等效益型指标采用式(3)进行归一化.评价指标样本集归一化后得到 x_{ij} 序列.

$$x_{ij} = \frac{x_{j\max}^* - x_{ij}^*}{x_{j\max}^* - x_{j\min}^*} \quad (2)$$

$$x_{ij} = \frac{x_{ij}^* - x_{j\min}^*}{x_{j\max}^* - x_{j\min}^*} \quad (3)$$

第 j 个评价指标对应的权重设为 a_j ($j = 1, 2, \dots, p$), $z(i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 为网络效用函数,由评价指标权重与评价指标序列 x_{ij} 加权求和得到.

$$z(i) = \sum_{j=1}^p a_j x_{ij}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

通过求得各个评价指标的权重分配 $a = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$,得到所有备选网络的效用值 $z(i)$.通过找出最大的 $z(i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 来进行网络选择,即 $\max \{z(i)\}$ 对应的网络 i 将作为用户接入的首选.这里, $a = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$ 是一个单位矢量, a_j 代表各评价指标权重需满足在 $[0, 1]$ 区间内,约束条件如式(5):

$$\begin{cases} 0 \leq a_j \leq 1, j = 1, 2, \dots, p \\ \sum_{j=1}^p a_j^2 = 1 \end{cases} \quad (5)$$

由此可见,为了正确评估各备选网络性能水平,需要找到最优的评价指标权重分配方案.这样网络接入选择问题就转换为一个约束寻优问题.本文利用混沌系统特性,设计了一种混沌遗传算法,用来解决该约束寻优问题.

3 算法关键技术及实现

遗传算法(Genetic Algorithms, GA)作为一种高效、并行、全局搜索寻优的方法,具有很强的鲁棒性与适应性,能解决传统优化方法难以解决的复杂优化问题.但其也存在一定局限性,在接近全局最优解时搜索速度会变慢,个体的多样性也将很快减少,甚至会陷入局部最优解.基于此,本文提出一种基于混沌遗传算法(Chaos Genetic Algorithm, CGA)的异构无线网络接入选择策略.该算法利用混沌系统产生初始种群基因,每个种群个体包括 p 个基因,种群个体即为一种可能的评价指标权重分配方案 $a = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$.然后通过精英个体选择、群体杂交、个体突变、子代加混沌扰动等步骤进行种群优化,当算法满足结束条件时,适应度函数最大的个体其所对应的 $a = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$ 即为最终的评价指标权重分配方案.

3.1 算法关键技术

3.1.1 混沌序列的产生

混沌系统具有对初始条件敏感、生成序列随机性好等特点,本文采用超混沌系统来产生初始种群基因和混沌扰动向量,其混沌系统状态方程为^[14]:

$$\begin{cases} s' = a(-s + t) + tw; \\ t' = b(s + t) - sw; \\ u' = ct - v + dstv; \\ v' = -ev + stu \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, s' 、 t' 、 u' 、 v' 分别表示对 s 、 t 、 u 、 v 的微分运算,通过分析混沌吸引子、计算 Lyapunov 指数和 Lyapunov 维

数证明:当参数 $a = 35, b = 10, c = 80, d = 0.5, e = 10$ 时,系统存在一个典型的混沌吸引子,该系统属于超混沌系统.分析可知 s 序列分布均匀且自相关函数接近单位冲激函数 δ ,互相关函数的旁瓣也非常小,非常适合用来产生初始种群基因和混沌扰动向量.

3.1.2 适应度函数的确定

本文网络接入选择策略的关键在于评价指标权重 a_j 的确定.合理的评价指标权重分配方案 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$ 能够准确反映网络综合性能水平.各个网络之间的综合性能水平差距越明显,越容易快速准确地判断出各个网络综合性能的优劣,从而做出最合理的网络接入选择.每一个评价指标权重分配方案 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$ 都将评价指标序列 x_{ij} 映射成网络效用值 $z(i)$.随着 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$ 的不断优化, $z(i)$ 的分布将朝着某些点聚集,逐渐形成一些密集的点团,网络性能越接近,点团越密集.这些点团把网络效用值 $z(i)$ 分为特征差异明显的几类,即把备选的无线网络划分为综合性能水平差异明显的几类网络.各类网络间的特征差异越明显,点团距离越大.因此由 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$ 计算得到的网络效用函数 $z(i)$ 的空间分布特征应为:局部密度应尽可能的大,且局部密度会随着优化次数的增加而越来越大.在整体上,各个点团之间应尽可能的散开.这里定义适应度函数 $Q(\mathbf{a})$,当 $Q(\mathbf{a})$ 取得极值时, $z(i)$ 的散布情况为:在局部点团,点距离最小,即点团局部密度最大;在整体,点团间距离最大. $Q(\mathbf{a})$ 表达式如式(7)所示.

$$Q(\mathbf{a}) = S(z) \cdot D(z) \quad (7)$$

式(7)中, $D(z)$ 为效用值 $z(i)$ 的空间局部密度, $S(z)$ 为 $z(i)$ 的标准差,表征点团之间的距离.

$$S(z) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (z(i) - E(z))^2} \quad (8)$$

$$D(z) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (R - r_{ij}) * U(R - r_{ij}) \quad (9)$$

式(8)中, $E(z)$ 为 $z(i)$ 的平均值;式(9)中, R 为局部密度的窗口半径,可根据试验确定,一般取值为 $0.1(z)$; r_{ij} 表示效用函数样本之间的距离, $r_{ik} = |z_i - z_k|$; $U(t)$ 为单位阶跃函数.

根据以上分析,适应度函数 $Q(\mathbf{a})$ 只随评价指标权重 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$ 的变化而变化.通过解决适应度函数在约束条件下的最大化问题来估计各评价指标权重,即:

$$\begin{cases} \max\{Q(\mathbf{a})\} = S(z) \cdot D(z) \\ \text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^p a_j^2 = 1 \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中, $\max\{Q(\mathbf{a})\}$ 对应的种群个体 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p)$ 即为所求评价指标权重分配方案.这是一个以

$\{a_j | j = 1, 2, \dots, p\}$ 为优化变量的复杂非线性优化问题,本文所提出的混沌遗传算法适用于解决该全局寻优问题.

3.2 基于混沌遗传算法的网络接入选择实现过程

①步骤1 种群初始化

从上述混沌系统产生的 s 序列中选取 $w \cdot p$ 个种群基因,为每个种群个体分配 p 个基因,共产生 w 个种群个体(种群规模为 w).个体基因位对应评价指标权重.初始种群记为 $\{g_i | (i = 1, 2, \dots, w; j = 1, 2, \dots, p)\}$.每一个 g_i 就对应于一种可能的评价指标权重分配方案 \mathbf{a}, g_i 具有良好的随机性.

②步骤2 精英个体选择

根据(7)式对所有种群个体 g_i 进行适应度评价,计算每个种群个体的适应度函数值 $Q(g_i)$.将 g_i 按照适应度函数 $Q(g_i)$ 值降序排列,选出前 15% 作为精英个体,不参加交叉、变异操作,直接带入下一代群体.

③步骤3 产生剩余子代群体

通过 GA 的交叉、变异操作产生下一代剩余的 85% 个体.

④步骤4 加入混沌扰动

对步骤3产生的 85% 个体按式(11)进行混沌扰动,

$$g'_i = (1 - \beta)g_i + \beta h \quad (11)$$

g_i 为当前种群个体, h 为从 s 序列中选出的 p 维混沌扰动向量, g'_i 为对 g_i 加入混沌扰动后对应的种群个体;其中 $0 < \beta < 1$,采用自适应选取,本文按式(12)来确定 β ,相应的图形如图1所示.

$$\beta = \begin{cases} \exp[-\frac{k^2}{2\sigma^2}], 2 \leq k \leq 22 \\ 1 - (\frac{k-1}{k})^2, k > 22 \end{cases} \quad (12)$$

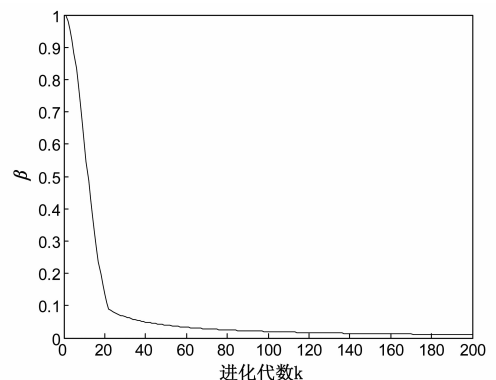


图1 β 曲线

其中 k 为迭代次数, σ 取 10.用式(12)来计算 β 是因为搜索初期希望 g_i 变动较大,而随着搜索的进行, g_i 逐渐接近最优点,故需要选用较小的 β ,以便在最优解附近的小范围内进行搜索.

对种群基因加混沌扰动,相当于对这些基因进行启发式的变异操作,可及早找到最优解,减少遗传算法的进化代数.这种变异可能产生比精英个体基因还要好的基因,有效避免 GA 局部收敛与早熟的问题.另外,算法只对适应度函数值较差的 85% 个体进行混沌扰动,缩小了混沌算法的搜索空间,加快了混沌遗传算法的寻优速度.

⑤步骤 5 终止条件判断

当算法满足 $\|g_1^{(k)} - g_1^{(k-1)}\| =$

$\sqrt{\sum_{j=1}^p (g_{1j}^{(k)} - g_{1j}^{(k-1)})^2} \leq \epsilon$ 或迭代次数达到 200 代任一条件时,立即停止运算.否则转入步骤 2.其中 $g_1^{(k)}$ 表示迭代到第 k 代时 $\max\{Q(a)\}$ 对应的 $g_i = (g_{i1}, g_{i2}, g_{i3}, \dots, g_{ip})$; ϵ 为一较小正数,本文取 10^{-4} .

⑥步骤 6 网络接入选择判决

令 $a = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_p) = (g_{11}, g_{12}, g_{13}, \dots, g_{1p})$,将 a 带入式(4),得到各备选网络效用值 $z(i) (i = 1, 2, \dots, n)$,选择 $\max\{Q(a)\}$ 对应的网络 i 进行接入.

4 仿真及分析

本文采用高覆盖、低带宽的 UMTS 网络和低覆盖、高带宽的 WLAN 网络共同组成的异构无线网络接入模型,其中 WLAN 完全处于 UMTS 的覆盖区域中,网络模型如图 2 所示.重叠覆盖区内随机产生初始连接数和呼叫接入请求,其中实时业务占 70%,其余为非实时业务.用户在重叠覆盖区内随机分布,且移动速度在 $[0, 120\text{km/h}]$ 内随机取值并随机产生移动方向.UMTS 的发射功率为 20W,传播损耗模型为 $LU = 128.1 + 37.6\lg(d/1000)$;WLAN 的发射功率为 100mW,传播损耗模型为 $LW = 20 + 40\lg(d)$,网络仿真参数如表 1 所示.混沌遗传算法中,种群规模设为 200,交叉概率为 0.80.原始决策矩阵由网络剩余带宽比、网络当前阻塞率、逗留时间、信号强度这四个评价指标值构成.

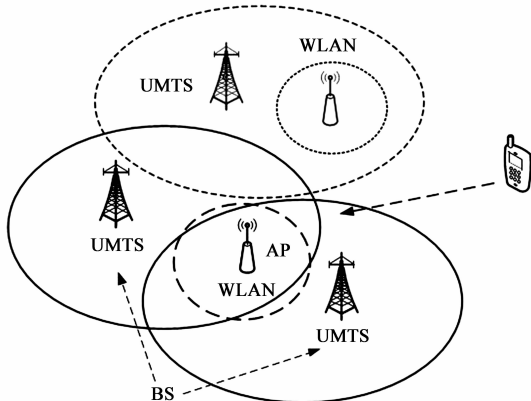


图2 异构无线网络模型

表 1 仿真参数

网络类型	WLAN	UMTS
覆盖半径(m)	200	1000
最大有效带宽 C (mbps)	5.5	2
RT 业务带宽要求 (kbps)	12.2	12.2
NRT 业务带宽要求 (kbps)	64	64
呼叫到达率 λ (calls/s)	1	1
平均服务时间 $1/\mu$ (s)	100	100

4.1 收敛性对比分析

在上述异构网络环境下采用 MATLAB 7.8 进行仿真,仿真所使用的计算机处理器型号为 Intel 迅驰双核处理器(主频 2.2G)、内存为 1G.对 CGA 和 GA 的平均迭代次数进行统计得到图 3,从图中可以看出,在迭代次数相同的情况下,CGA 寻优所得 $Q(g_i)$ 大于 GA,说明 CGA 寻优速度更快,且成功地避免了陷入局部最优陷阱.同时,CGA 在 70 代左右时开始收敛,而 GA 在约 90 代时开始收敛,说明 CGA 收敛较快.由表 2 可以看出 CGA 的收敛时间也要优于 GA.在实际的异构无线网络环境中,一般采用高性能的计算机和服务,将大大缩短 CGA 收敛所需时间.

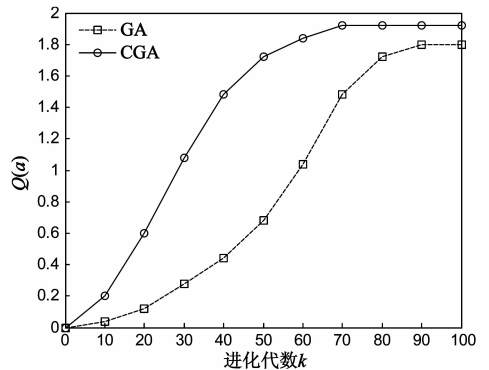


图3 进化代数与 $Q(a)$ 的关系

表 2 CGA 与 GA 收敛时间对比

算法类型	CGA	GA
平均迭代次数	770.17	90.08
平均收敛时间/s	00.60972	0.80135

4.2 阻塞率比较

为佐证本文算法的有效性,下面对 CGA 与 FACS、MLB 和 RBF-FNN 的网络阻塞率作对比.为保证算法对比的公平性,故选择具有普遍性的上述异构无线网络环境来进行仿真实验,以保证使每个算法的优势都能得到体现,且能反应出各算法的不足之处.图 4 和图 5 分别为 CGA 与 FACS、MLB 和 RBF-FNN 非实时业务及实时业务的系统平均阻塞率对比.可以看出,随着业务数

的增加,CGA 两种业务的系统平均阻塞率低于其他三种对比算法.

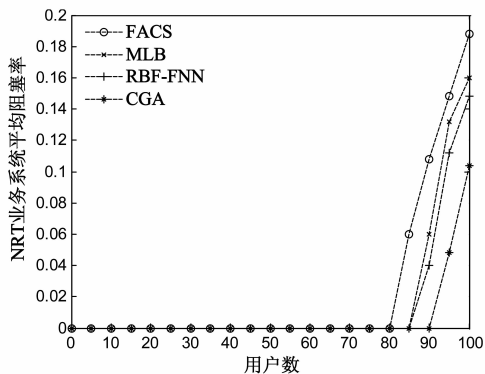


图4 NRT业务系统平均阻塞率

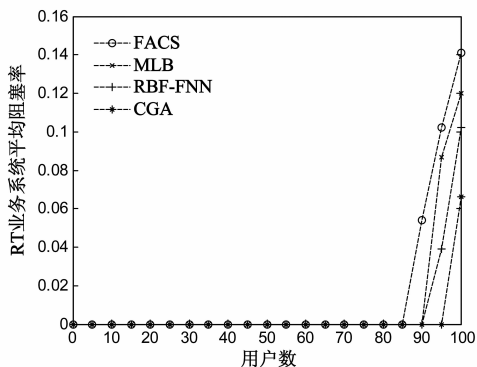


图5 RT业务系统平均阻塞率

图6、图7和图8分别为FACS、MLB、RBF-FNN和CGA各个网络阻塞率变化情况的对比.由图6可知,采用CGA时,两个UMTS网络(C1、C2)和WLAN网络(W)的阻塞率在用户数达到90和95时开始增加.随着用户数的增加,业务阻塞率也逐渐增加,各网络间阻塞率差距在逐渐缩小.采用FACS时,用户数在到达80之后,C1、C2的平均阻塞率随着接入用户数量的增多而迅速增加;而W网络的阻塞率则保持在很低的水平,直至用户数达到95左右时才有了较明显地增加,网络阻塞率差距远大于CGA,且系统平均阻塞率也高于CGA.这是因为FACS利用模糊逻辑模块综

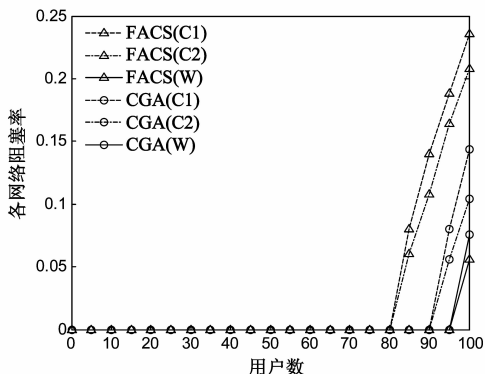


图6 FACS各网络阻塞率与CGA对比

合处理了用户速率、业务优先级等接入判决的因素,而对系统的资源利用率没有进行分析,导致网络阻塞率较高,且阻塞率差距较大.由图7可知,MLB的C1、C2网络在用户数达到90时,网络开始阻塞,阻塞率变化较为接近;W网络在用户数达到95时阻塞率开始有明显升高,该算法的各网络阻塞率差距及系统平均阻塞率均高于CGA. MLB以网络负载水平作为网络接入选择的最重要依据,而对其他接入判决因素考虑较少,从而造成网络阻塞率较高,该算法在网络阻塞率方面较CGA差.由图8可知,RBF-FNN与CGA均使各候选网络阻塞率差距达到很小.在网络刚开始阻塞的时候,RBF-FNN中3个候选网络间的阻塞率差距大于CGA中候选网络间的阻塞率差距.而当用户数达到92时,RBF-FNN的三个网络间阻塞率差距开始明显减小,且阻塞率随用户数增加平缓上升,各网络阻塞率差距较CGA小.这主要是因为RBF-FNN将可接入网络的阻塞率相等作为神经网络参数强化学习的目标,通过对网络状况的反馈学习来达到降低网络阻塞率差距的目的.而模糊神经网络需要线下训练和线上训练.在初始状态时,神经网络参数的训练还不够完善,因此网络之间的阻塞率差距较大.对比CGA与RBF-FNN,后者在网络阻塞率方面稍优于CGA.

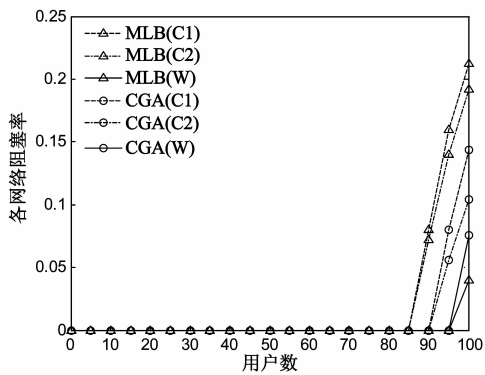


图7 MLB各网络阻塞率与CGA对比

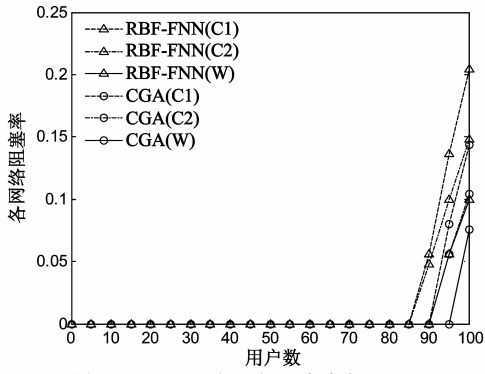


图8 RBF-FNN各网络阻塞率与CGA对比

4.3 网络负载比较及算法性能分析

图9、图10、图11分别为FACS、MLB、RBF-FNN和CGA在各网络平均负载变化情况的对比.由图9可知,

采用 CGA 时, C1、C2 网络平均负载程度相当, 变化趋势也相似; 而 W 网络平均负载升高较为缓慢, 随着用户数量的增加, 网络间平均负载水平越来越接近. 而 FACS 的 C1 网络平均负载迅速升高, C2 网络平均负载则波动升高. W 网络平均负载刚开始变化非常缓慢, 直到用户数到达 75 时 W 网络平均负载才有所升高. 这是因为, FACS 通过已建立连接数来反应网络负载情况, 不能充分反应当前网络状况, 造成各候选网络平均负载差距较大. 而 CGA 通过综合考虑网络剩余带宽比及阻塞率来反应网络负载情况, 利用适应度函数 $Q(a)$ 将各个网络特征区别明显化, 利用混沌遗传算法对网络负载指标赋予最合理权重, 因此各网络阻塞率比 FACS 小, 网络负载均衡程度也更好.

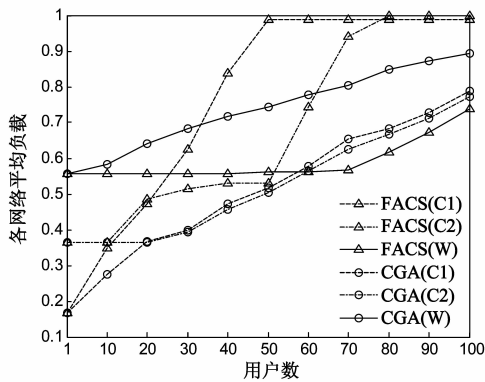


图9 FACS各网络平均负载与CGA对比

由图 10 可以看出, 在用户数达到 30 时, MLB 的各网络平均负载已经非常接近, 且负载随着用户数的增加而平缓上升, 网络负载均衡程度要优于 CGA. 造成这种情况的原因是 MLB 通过计算实时业务与非实时业务在接入相应网络后所需网络平均资源数, 选出消耗资源与网络可用资源比值最小的网络进行接入, 侧重从带宽角度考虑网络负载情况, 以网络当前负载水平为作为网络接入选择的最重要依据, 所以该算法网络平均负载情况非常理想; 但其单纯从网络角度分析接入问题, 未从用户角度考虑, 从而造成网络间阻塞率差距较大. 本文通过随机产生用户移动速度及方向, 计算得出用户在各网络中的逗留时间, 充分考虑到用户的移动特性, 通过 CGA 对逗留时间及信号强度指标赋予合理的权重, 有效全面地反映了网络的综合性能水平, 使得 C1、C2 与 W 网络阻塞率差距比 MLB 小.

由图 11 可以看出, RBF-FNN 的 C1、C2 网络负载在用户数达到 50 时较为接近, 而 W 网络负载同时较快升高, 网络负载均衡方面要明显差于 CGA. 由 RBF-FNN 算法特性可知, 若异构无线网络环境发生变化, RBF-FNN 需要构建新的神经网络结构以及重新训练参数, 因此不具有一般性. 而本文算法中, 初始判决矩阵随着网络

当前状况实时变化, 由混沌遗传算法所得各指标权重分配方案也随着网络环境的变化而变换, 算法能够动态地跟踪网络负载变化情况, 适用于多种异构无线网络环境, 算法应用更具普遍性.

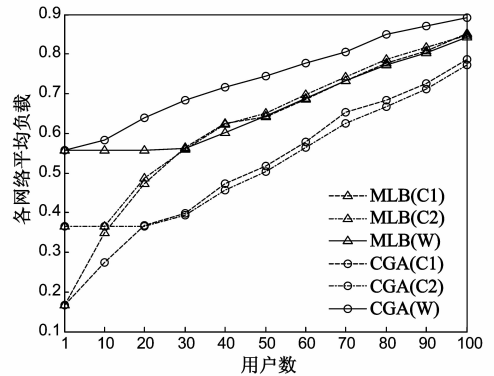


图10 MLB各网络平均负载与CGA对比

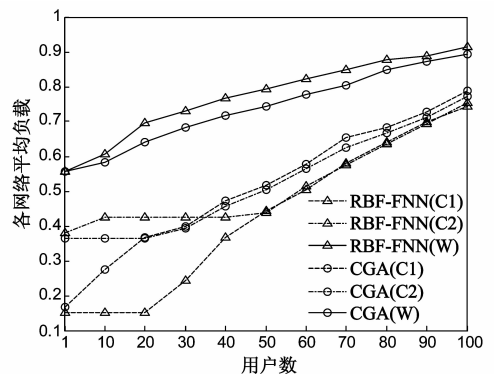


图11 RBF-FNN各网络评价负载与CGA对比

由以上分析可知, FACS 算法通过已建立连接数来反应网络负载情况, 在阻塞率及网络平均负载方面效果不十分理想; MLB 算法以网络平均负载水平作为网络接入选择的最重要依据, 所以在网络负载均衡方面优于 CGA 算法, 但其网络阻塞逊于 CGA 算法; 同样, RBF-FNN 算法将可接入网络的阻塞率相等作为神经网络参数强化学习的目标, 将新到达用户更均匀地分配于各备选网络中, 但在负载均衡方面要稍差于 CGA 算法. 本文算法通过对多个网络接入选择评价指标合理分配权重, 很好的反映了网络综合性能水平. 在维持低阻塞率水平的同时, 也实现了网络的负载均衡, 综合整体水平要优于以上对比算法.

5 结论

本文以异构无线网络为背景, 提出一种基于混沌遗传算法的异构无线网络接入选择策略. 利用混沌遗传算法的高效全局寻优能力, 通过求解适应度函数得到网络选择评价指标最合理的权重分配方案, 有效的反映出各个备选网络的综合性能水平, 从而影响网络

接入判决做出更优决策.实验结果表明,该算法综合合理地考虑了多个网络接入评价指标,保证了网络选择的准确性和合理性,有效降低了系统阻塞率,减小了网络间阻塞率的差距,有利于异构网络间的负载均衡.

参考文献

- [1] 彭木根,王文博,张倩倩,等.异构无线通信系统的协同分布式性能研究[J].电子学报,2009,37(1):21-25.
Peng Mu-gen, Wang Wen-bo, Zhang Qian-qian, et al. Performance investigation of cooperative diversity in heterogeneous wireless communication Systems[J]. Acta Electronica Sinica, 2009,37(1):21-25. (in Chinese)
- [2] Damjanovic A, Montojo J, Yongbin Wei, et al. A survey on 3GPP heterogeneous networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2011,18(3):10-21.
- [3] Song Wei, Zuang Wei-hua, Cheng Yu. Load balancing for cellular/WLAN integrated networks[J]. IEEE Network, 2007, 21(1):27-33.
- [4] Kunarak S, Suleesathira R. Predictive RSS with fuzzy logic based vertical handoff algorithm in heterogeneous wireless networks [A]. Communications and Information Technologies (ISCIT), 2010 International Symposium on [C]. IEEE, 2010. 1235-1240.
- [5] Chang B J, Chen J F, Hsieh C H, et al. Markov decision process-based adaptive vertical handoff with RSS prediction in heterogeneous wireless networks [A]. Wireless Communications and Networking Conference 2009[C]. IEEE, 2009. 1-6.
- [6] 姜永,陈山枝,胡博.异构无线网络中基于 Stackelberg 博弈的分布式定价和资源分配算法[J].通信学报,2013,34(1):61-68.
Jiang Yong, Chen Shan-zhi, Hu Bo. Stackelberg games-based distributed algorithm of pricing and resource allocation in heterogeneous wireless networks[J]. Journal on Communications, 2013,34(1):61-68. (in Chinese)
- [7] 邓强,陈山枝,胡博,等.异构无线网络中基于马尔可夫决策过程的区分业务接纳控制的研究[J].通信学报,2010,31(12):27-36.
Deng Qiang, Chen Shan-zhi, Hu Bo, et al. Research of service-differentiated admission control based on Markov decision processes in heterogeneous wireless networks[J]. Journal on Communications, 2010,31(12):27-36. (in Chinese)
- [8] 盛洁,唐良瑞,郝建红.异构无线网络中基于业务转移和接入控制的混合负载均衡[J].电子学报,2013,41(2):321-328.
Sheng Jie, Tang Liang-rui, Hao Jian-hong. Hybrid load balancing algorithm based on service transformation and admission control in heterogeneous wireless networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2013,41(2):321-328. (in Chinese)
- [9] 朱思峰,刘芳,戚玉涛,等.异构无线网络中基于免疫计算

的联合会话接纳控制[J].电子学报,2011,39(11):2648-2653.

Zhu Si-feng, LiuU Fang, Qi Yu-tao, et al. Joint call admission control based on immune computing in heterogeneous wireless network [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(11): 2648 - 2653. (in Chinese)

- [10] Barolli L, Mino G, Ikebata T, et al. Performance evaluation and comparison of fuzzy-based intelligent CAC systems for wireless cellular networks [A]. Intelligent Networking and Collaborative Systems (INCOS)[C]. IEEE, 2010. 177-184.
- [11] 孙卓,刘铁军,张倩倩,等.异构无线分组网络中的接入选择机制[J].系统仿真学报,2008,20(10):2762-2769.
Sun Zhuo, Liu Tie-jun, et al. Radio access selection algorithm in heterogeneous wireless packet networks [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(10): 2762 - 2769. (in Chinese)
- [12] 石文孝,范绍帅,等.基于模糊神经网络的异构无线网络接入选择算法[J].通信学报,2010,31(9):151-156.
Shi Wen-xiao, Fan Shao-shuai, et al. Fuzzy neural network based access selection algorithm in heterogeneous wireless networks [J]. Journal on Communications, 2010, 31(9): 151 - 156. (in Chinese)
- [13] Giupponi L, Agustí R, Pérez-Romero J, et al. Fuzzy neural control for economic-driven radio resource management in beyond3G networks[J]. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on, 2009, 39(2):170-189.
- [14] 唐良瑞,左琪,崔维新.基于四维混沌系统的 OFDM 同步算法[J].通信学报,2010,31(1):73-80.
Tang Liang-rui, Zuo Qi, Cui Wei-xin. Synchronization scheme using four-dimensional chaotic system for OFDM [J]. Journal on Communications, 2010, 31(1): 73 - 80. (in Chinese)

作者简介



唐良瑞 男,1966 年生于湖南省永州市,教授,博士生导师,主要研究方向为无线通信、信息安全、电力系统通信等。

E-mail: tangliangrui@163.com



李文猛 男,1989 年生于河南省新乡市,华北电力大学硕士研究生,主要研究方向为无线通信和电力系统通信。

E-mail: liwenmeng@yeah.net