

基于免疫算法的 TD-SCDMA 网络基站选址优化

张英杰^{1,2}, 毛赐平^{1,2}, 俎云霄³, 孙先佑^{1,2}

(1. 湖南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 湖南大学 通信节能研究所, 湖南 长沙 410082;
3. 北京邮电大学 电子工程学院, 北京 100876)

摘要: 针对已有 3G 基站选址优化算法的不足和 TD-SCDMA 网络的特点, 提出了一种基于免疫算法的 TD-SCDMA 网络基站选址优化方案。建立了基站选址问题的数学模型, 设计了基于反学习的种群初始化方案和精英交叉策略, 给出了免疫优化算法框架。实验结果表明, 该算法不仅能够以较小的建站代价获得较高的网络覆盖率, 而且算法具有较好的收敛性。

关键词: 免疫算法; 反学习; TD-SCDMA 网络; 基站选址

中图分类号: TP18; TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)05-0044-05

Immune algorithm-based base station location optimization in the TD-SCDMA network

ZHANG Ying-jie^{1,2}, MAO Ci-ping^{1,2}, ZU Yun-xiao³, SUN Xian-you^{1,2}

(1. School of Information Science and Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;
2. Institute for Communications Energy Conservation, Hunan University, Changsha 410082, China;
3. School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: According to the defects of the existing 3G base station location optimization algorithms and the characteristics of the TD-SCDMA network, an optimization program was proposed for TD-SCDMA network base station location based on immune algorithm. A mathematical model of base station location was established. A population initialization program based on opposition-based learning and an elite crossover strategy were also designed, and the immune optimization algorithm framework was presented. The experiments' result shows that the algorithm cannot only get higher network coverage with a relatively smaller consideration, but also have better convergence.

Key words: immune algorithm; opposition-based learning; TD-SCDMA network; base station location

1 引言

3G 网络规划的一个重要内容就是基站规划, 即在综合考虑服务质量、覆盖范围以及容量等网络参数的情况下优化基站的布局, 减少建站的成本。有待研究的问题是如何在满足网络覆盖需求的前提下最小化基站建设代价。

在国内外, 无线网络智能规划的研究受到了广泛的重视。显然, 3G 网络基站选址属于多目标优化问题, 国内外对其进行了大量的研究: 文献[1]

主要研究了 WCDMA 网络基站选址的数学模型和启发式算法; 文献[2]主要研究了将遗传算法用于 WCDMA 网络基站选址优化中; 文献[3]主要研究了一种蜂窝规划覆盖凸方形区域的高效基站选址优化算法; 文献[4]主要研究了基于免疫计算的 WCDMA 网络基站选址优化; 文献[5]主要研究了基于免疫计算的 TD-SCDMA 网络基站选址优化。这些优化方案一方面在建模时只考虑部分需求, 且大部分是根据 WCDMA 网络特点建立的基站选址模型; 另一方面所选取的优化算法本身也存在着自身

收稿日期: 2013-05-13; 修回日期: 2013-11-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61174140); 湖南省自然科学基金资助项目(13JJA002)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61174140); The Natural Science Foundation of Hunan Province(13JJA002)

固有的缺陷。

TD-SCDMA 网络基站选址优化是一个多目标优化问题。本文主要考虑建站成本和覆盖率 2 个目标, 从候选基站中选择一个较优的基站建设方案。免疫优化算法是一种模拟生物种群进化策略的随机搜索算法, 具有寻优能力强、收敛性好等优点, 同时算法对目标函数和约束函数的数学性质要求较松, 近几年已经广泛应用于实际工程优化问题中^[6-10]。基于此, 本文构造了一种基于免疫优化算法的 TD-SCDMA 网络基站选址方案, 以解决大规模 TD-SCDMA 网络基站选址优化问题。

2 TD-SCDMA 基站选址优化问题

2.1 相关问题描述

TD-SCDMA 网络标准是我国具有自主知识产权的第三代移动通信(3G)标准之一, 它在频谱利用率、业务支持和成本等方面具有独特的优势。TD-SCDMA 网络基站选址优化是多目标优化问题, 它的主要影响因素包括地形地貌、无线传播环境、业务分布、覆盖要求和建站代价等。基站选址的目标是最小化建站代价和最大化网络覆盖率, 即在一定的覆盖范围和网络容量的要求下, 如何通过合理选择基站站址来使建站代价最小。鉴于此, 研究者利用数学建模和优化理论知识将其抽象为多目标优化问题, 并运用智能优化算法对该模型进行寻优, 以得到解决该问题的最优或较优方案。

2.2 基站选址问题的数学模型

基站选址要充分考虑业务量大小和业务分布特点, 站点分布要优先考虑热点地区, 并对应于话务密度分布。由于在基站选址勘察阶段, 无法实际测量网络的覆盖率, 一般通过计算基站与测试点之间的链路损耗来间接地衡量覆盖率, 通常情况下基站分布越科学合理, 网络的链路损耗越小, 网络的覆盖率也越高。为了便于研究, 本文在仿真环境中部署测试点, 把链路损耗简化为基站到测试点之间的距离值, 距离值越小, 损耗越小, 反之亦然。

在实际工程中, 基站不能安装在任意位置, 例如医院等敏感区域, 岩石、沙石或淤泥地质地区, 因此必须设定可能选址的区域。本文设定可用的 TD-SCDMA 网络候选基站集合 $BS = \{1, 2, \dots, N\}$, 其中, N 为候选基站个数; 同时给出测试点集合

$TPs = \{1, 2, \dots, M\}$, 其中, M 为测试点个数。

第 1 个目标函数是建站成本, 用基站个数来描述, 即建站成本等于基站个数。为了使问题描述与成本和覆盖率一致, 转化为求最大值问题, 因此将成本函数定义为

$$f_1 = \frac{N - N_0}{N} \quad (1)$$

第 2 个目标函数是覆盖率, 即基站覆盖测试点的个数/测试点总数目。若测试点 $k(k \in M)$ 从候选基站 $i(i \in N)$ 接收到的信号强度大于阈值 Sq , 则认为该测试点 k 被基站 i 覆盖。设测试点 k 被覆盖的情况为

$$g_{ik} = \begin{cases} 1, & P - \lambda d_{ik} \geq Sq \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, P 为基站的发射功率; λ 为功率损耗系数; d_{ik} 为候选基站 i 与测试点 k 之间的距离。则测试点覆盖率函数为

$$f_2 = \sum_{k=1}^M \frac{g_{ik}}{M} \quad (3)$$

3 基于改进免疫算法的基站选址优化

3.1 编码方案

在基站选址优化问题中, 对于每个候选基站只有被选中 and 未被选中 2 种情况, 因此本文采用二进制编码。在免疫算法中, 一般把待解决的问题看作抗原, 把问题的解看作抗体。每个抗体对应一种选址方案, 抗体中基因座的值对应着候选基站是否被选中。

抗体编码记作 $Ab = (b_1, b_2, \dots, b_N)$, 其中, $b_i (i \in N)$ 对应第 i 个基站被选择的情况, 即

$$b_i = \begin{cases} 1, & \text{候选基站 } i \text{ 被选中} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

3.2 基于反学习的种群初始化

基本免疫算法的初始群体是随机产生的, 这种初始化方式不能有效利用解空间信息, 保持种群的多样性, 从而在一定程度上限制了算法的搜索空间和求解效率。因此, 本文采用基于反学习^[11] (opposition-based learning) 的种群初始化。它的基本思想: 首先随机生成初始解, 然后为每个初始解产生相对应的反向解, 最后对这两类解进行排序选择, 把适应度较优的解作为初始种群。为了提高算法的收敛性和搜索效率, 在抗体初始化时适当控制抗体

基因座值为 1 的总位数。本文把初始化时抗体基因座值为 1 的总位数与抗体编码长度的比值，称为抗体的初始化概率。

3.3 抗体亲和度评价函数

本文采用权重法把 2 个目标的优化问题转化为单目标优化问题，设计的抗体亲和度评价函数为

$$f(Ab) = \alpha f_1 + \beta f_2 \quad (5)$$

其中， α 、 β 分别为各个目标函数的权重系数，且 $\alpha + \beta = 1$ 。通过此函数可以评价基站选址方案的优劣。该评价函数的值 $f(Ab) \in [0, 1]$ ，该值越大，表明基站选址方案越优。

3.4 抗体浓度

本文采用的是二进制编码，抗体编码表示候选基站中基站的选择情况，因此 2 个抗体的差异性表现为候选基站被选择情况的差异，本文把这种差异值记作抗体间距离，其计算式为

$$D(Ab_p, Ab_q) = \sum_{i=1}^N |b_i^p - b_i^q| \quad (6)$$

当抗体间距离 $D(Ab_p, Ab_q)$ 小于阈值 δ 时，认为该组抗体互为相邻抗体，如式(7)所示

$$Ne(Ab_p, Ab_q) = \begin{cases} 1, & D(Ab_p, Ab_q) < \delta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

抗体 Ab_p 的浓度是指在种群中该抗体的相邻抗体数目与种群规模的比值，其计算公式为

$$Den(Ab_p) = \sum_{q=1}^{PopSize} \frac{Ne(Ab_p, Ab_q)}{PopSize} \quad (8)$$

其中， $PopSize$ 为种群的规模。

3.5 相关操作算子

为了改善算法的性能，本文算法采用了克隆变异、精英交叉和种群更新操作算子。

1) 克隆变异

对记忆库中的每个抗体进行克隆，克隆规模为 B ，然后对每个克隆副本按照概率 pm 进行变异，其中规模 B 的计算式为

$$B = \text{round} \left(\frac{af(Ab)}{Den(Ab) \sum_{i=1}^{CL} f(Ab)} \right) \quad (9)$$

其中， a 为克隆系数； $f(Ab)$ 为抗体 Ab 的亲和度函数值； $Den(Ab)$ 为抗体 Ab 的浓度值； $\sum_{i=1}^{CL} f(Ab)$ 为克隆母体种群中抗体亲和度值和， CL 为克隆母体种群规模； $\text{round}(\cdot)$ 为取整函数。

2) 精英交叉

利用精英交叉策略^[12] (king crossover strategy) 和给定的交叉概率 pc 使产生的精英个体与种群中的每一个抗体进行交叉，以改善群体结构，提高算法的收敛速度。

3) 种群更新

将抗体按照亲和度大小进行排序，选取亲和度较优的前 Np 个抗体和重新初始化的 $PopSize - Np$ 个抗体组成新一代种群。

3.6 改进算法步骤

算法的具体实现步骤如下。

step1 输入抗体种群规模 $PopSize$ ，记忆库种群 CM ，克隆母体种群规模 CL 。

step2 初始化种群 Ab 和记忆库种群 Al ，并生成精英个体 $Elite$ (当该基站覆盖测试点的个数大于等于 5 时，设置 $Elite$ 对应基因座值为 1)。采用基于反向学习的初始化方式产生规模为 $PopSize$ 的初始种群 Ab ，从种群 Ab 中随机选取 CM 个抗体组成记忆库种群 Al ，并计算种群 Ab 中每个抗体的亲和度，并按亲和度值降序排序。

step3 从初始种群 Ab 中选取亲和度较优的前 CL 个抗体构成克隆母体种群 Am ，并对其按照概率 pm 进行克隆变异得到克隆种群 Ac 。

step4 将种群 $Am \cup Ac$ 与精英个体 $Elite$ 按照概率 pc 进行交叉操作，得到种群 Abs 。

step5 计算种群 Abs 中抗体的亲和度，并按照亲和度值降序排序，选取亲和度较优的抗体去替换记忆种群 Al 中的部分抗体。

step6 对种群 Abs 实施种群更新操作，生成新一代种群。

step7 若满足终止条件，则输出记忆库种群 Al 中亲和度最高的抗体，算法结束；否则转到 **step3** 继续执行。

4 仿真实验与分析

仿真实验环境：实验数据来源于文献[2]，选取 $20 \text{ km} \times 20 \text{ km}$ 的平坦区域，设该区域内有 $N = 60$ 个候选基站，则候选基站集合 $BS = \{1, 2, \dots, 60\}$ ；有 $M = 128$ 个测试点，则测试点集合 $TPs = \{1, 2, \dots, 128\}$ 。基站和测试点分布如图 1 所示，其中，星号代表测试点，模拟了该区域中话务量分布情况；圆圈代表候选基站，模拟了该区域中可作为建站的候选区域； x 和 y 代表区域坐标。

实验参数设置：2 种算法的种群规模 $PopSize = 100$ ，最大进化代数均为 $Gm = 200$ ，抗体都采用二进制编码，编码长度 $Dimension = 60$ ，抗体初始化概率都为 0.6，变异概率都为 $pm = 0.6$ ，交叉概率都为 $pc = 0.6$ ，抗体间距离阈值 $\delta = 30$ ，记忆库种群规模 $CM = 30$ ，克隆母体种群规模 $CL = 60$ ，克隆系数 $\alpha = 10$ ，目标函数 f_1 的权重系数 $\alpha = 0.65$ 。

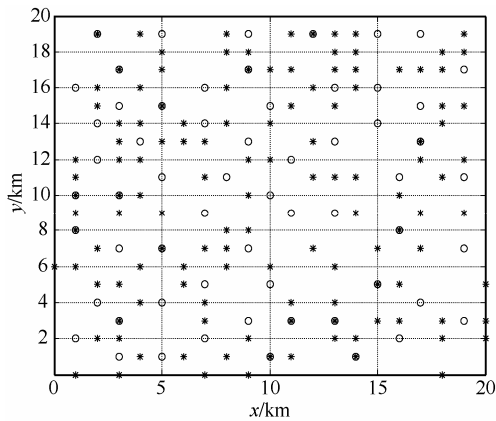


图 1 测试点及候选基站分布

实验仿真平台：Windows7 系统，AMD 处理器，3.10 GHz 主频，2 GB 内存，仿真软件 MATLAB R2009b。

为了验证本文算法的性能，将本文算法与文献[4]算法进行对比实验。对文献[4]算法和本文算法各运行 20 次，2 种算法的平均亲和度函数比较如图 2 所示。

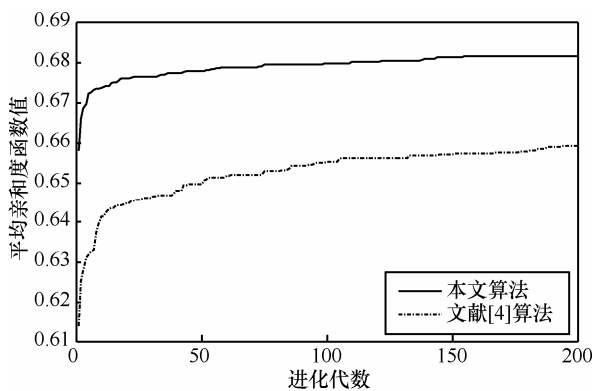


图 2 2 种算法亲和度函数值随进化代数的变化

从图 2 中可以看出，1) 本文算法的平均亲和度函数值随着进化代数的增加而逐渐增大，且一直高于文献[4]算法的平均亲和度函数值；2) 本文算法的收敛速度也较文献[4]算法快。这说明本文设计的选址方案较优，且算法收敛速度要优于文献[4]算

法，这是因为该选址方案中采用了基于反学习的种群初始化，扩大了种群空间；同时精英交叉策略和种群更新操作提高了算法的收敛速度。

衡量基站选址优化算法优劣的另一个主要指标是测试点覆盖率与成本(基站数目)之间的比值，其比值反映了规划方案的性价比。2 种算法方案性价比(运行 20 次的平均值)随进化代数的变化如图 3 所示。

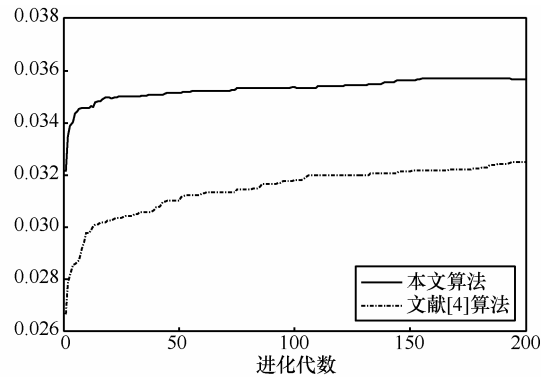


图 3 2 种算法方案性价比随进化代数的变化

从图 3 中可以看出，1) 本文算法的规划方案性价比随着进化代数的增加而逐渐增大，且一直高于文献[4]算法的规划方案性价比；2) 本文算法的收敛速度也略快于文献[4]算法。这说明本文算法具有较好的全局寻优能力，可以以较小的基站成本获得较高的覆盖率，这是因为本文算法采用的反学习种群初始化方案增大了寻优空间；同时精英交叉策略和种群更新操作提高了算法的收敛性能。

2 种算法的平均性能比较如表 1 所示。

表 1 2 种算法平均性能比较			
算法	成本(基站个数)	覆盖率/%	收敛代数
文献[4]算法	18.00	56.48	198
本文算法	17.40	64.34	190

从表 1 可以看出，本文算法选址方案的平均成本(基站个数)和覆盖率明显优于文献[4]算法，这是因为本文算法采用了基于反学习的抗体种群初始化以及抗体精英交叉策略，扩大了种群的多样性以及算法的寻优空间。本文算法平均进化 190 代开始收敛而文献[4]算法平均进化 198 代开始收敛，这说明本文算法收敛性能也优于文献[4]算法。

5 结束语

基站选址优化是 3G 网络建设的重要环节，也

是无线网络规划中的重点和难点。本文分析了 TD-SCDMA 网络基站选址的重要性、主要目标以及基站选址优化的数学模型等问题,并针对该问题的复杂性,提出了一种改进的免疫优化算法。在仿真环境下,与文献[4]算法进行了对比实验,结果表明本文算法的收敛性和所求解的质量要优于文献[4]算法,能够提供相对科学合理的基站选址方案。

参考文献:

- [1] YANG J, AYDIN M E, ZHANG J. UMTS base station location planning: a mathematical model and heuristic optimization algorithms[J]. IET Communications, 2007, 1(5): 1007-1014.
- [2] MUNYANEZA J, KURIEN A. Optimization of antenna placement in 3G networks using genetic algorithms[J]. Communications & Information Technology, 2009, 36(3):70-80.
- [3] WILLIAMJEET S, JYOTSNA S. An efficient algorithm for optimizing base station site selection to cover a convex square region in cell planning[J]. Wireless Personal Communications, 2013.1-19.
- [4] 朱思峰, 刘芳, 柴争义. 基于免疫计算的 WCDMA 网络基站选址优化[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1492-1495.
ZHU S F, LIU F, CHAI Z Y. A novel immune algorithm for WCDMA base station locations optimization[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(6): 1492-1495.
- [5] 朱思峰, 刘芳, 柴争义. 基于免疫计算的 TD-SCDMA 网络基站选址优化[J]. 通信学报, 2011, 32(1): 106-120.
ZHU S F, LIU F, CHAI Z Y. Immune computing-based base station location planning in the TD-SCDMA network[J]. Journal on Communications, 2011, 32(1):106-120.
- [6] LAKSHMINARASIMMAN N. Base station placement for dynamic traffic load using evolutionary algorithms[J]. Wireless Personal Communications, 2013,75:1-231.
- [7] ZUO X Q, MO H W, WU J P. A robust scheduling method based on a multi-objective immune algorithm[J]. Information Sciences, 2009, 179(19): 3359-3369.
- [8] 杨咚咚, 焦李成, 公茂果等. 求解偏好多目标优化的克隆选择算法[J]. 软件学报, 2010, 21(1): 14-33.
YANG D D, JIAO L C, GONG M G, *et al.* Clone selection algorithm to solve preference multi-objective optimization[J]. Journal of Software, 2010, 21(1): 14-33.
- [9] ZHANG Z H. Immune optimization algorithm for constrained nonlinear multi-objective optimization problems[J]. Applied Soft Computing Journal, 2007, 7(3): 840-857.
- [10] 张英杰, 刘朝华. 融合微粒群的多种群协同进化免疫算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(11):1657-1662.
ZHANG Y J, LIU Z H. Multi-population coevolutionary immune odominance clonal selection algorithm combining particle swarm optimization[J]. Control and Decision, 2010, 25(11):1657-1662.
- [11] 胡铮, 张国翊, 田辉. 基于人工免疫的聚合重构资源自治分配[J]. 北京邮电大学学报, 2010,33(2): 82-87.
HU Z, ZHANG G Y, TIAN H. Artificial immune system based automatic resource allocation for aggregation reconfiguration[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2010, 33(2): 82-87.
- [12] 郑日荣, 毛宗源, 罗欣贤. 基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法研究[J]. 控制与决策, 2005, 20(2):161-169.
ZHENG R R, MAO Z Y, LUO X X. Artificial immune algorithm based on euclidean distance and king-crossover[J]. Control and Decision, 2005, 20(2): 161-169.

作者简介:



张英杰 (1970-), 男, 湖南邵阳人, 博士, 湖南大学副教授, 主要研究方向为计算智能、智能控制与节能优化控制。

毛赐平 (1986-), 男, 湖北咸宁人, 湖南大学硕士生, 主要研究方向为智能优化、计算机控制。

俎云霄 (1964-), 女, 河北保定人, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为认知无线电、智能信息处理。

孙先佑 (1988-), 男, 湖南益阳人, 湖南大学硕士生, 主要研究方向为计算智能、通信网络优化。