

基于免疫计算的 TD-SCDMA 网络基站选址优化

朱思峰^{1,2}, 刘芳¹, 柴争义¹

(1. 西安电子科技大学 计算机学院, 陕西 西安 710071; 2. 周口师范学院 数学与信息科学系, 河南 周口 466001)

摘要: 为了降低 TD-SCDMA 网络基站建设代价, 给出了一种基于免疫计算的基站选址优化方案。介绍了 TD-SCDMA 基站建设的困难及基站选址原则, 设计了基于实数编码的克隆增殖算子、克隆变异算子及克隆选择算子, 给出了求解基站选址优化问题的免疫记忆克隆算法框架, 并与文献中的算法进行了对比实验。实验结果表明, 该算法获得的基站部署方案能以相对较低的基站建设总代价获得较高的网络覆盖率, 具有较好的应用价值。

关键词: TD-SCDMA 网络; 基站选址优化; 免疫记忆克隆算法

中图分类号: TP18; TN929.533

文献标识码: B

文章编号: 1000-436X(2011)01-0106-05

Immune computing-based base station location planning in the TD-SCDMA network

ZHU Si-feng^{1,2}, LIU Fang¹, CHAI Zheng-yi¹

(1. School of Computer Science & Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Dept. of Mathematics & Information Science, Zhoukou Normal University, Zhoukou 466001, China)

Abstract: To reduce the cost of TD-SCDMA network construction, a solution of base station location planning problem based on immune computing was proposed. The difficulties of TD-SCDMA base station construction and the principle of location planning were expound, clonal multiplication operator, clonal mutation and clonal selection operator with real-number encoding were designed, the framework of immune memory clonal algorithm for base station location planning problem was given, and simulation experiments were done to validate the proposed algorithm. Experimental result shows that the proposed solution can obtain higher network coverage rate with lower cost of network construction relatively, and has the advantage of good application value.

Key words: TD-SCDMA network; base station location planning; immune memory clonal algorithm

1 引言

基站选址优化是 3G 网络优化的一个重要内容, 即在考虑信号质量、建设代价、覆盖约束以及其他网络参数的情况下优化基站的数目和位置, 其目标是用较低的基站建设代价来获得一个高覆盖率的网络。传统的数学优化算法是基于梯度的, 只

适用于目标函数和约束函数可微的情形, 难以胜任求解决策变量多、搜索空间大的多目标优化问题^[1]。近几年来, 以模型(计算模型、数学模型)为基础、以分布并行计算为特征、模拟生物智能求解问题的仿生学算法(如: 遗传算法、免疫算法、粒子群算法、蚁群算法等)得到了迅猛的发展, 出现了一些基于仿生学算法的 3G 基站选址优化方案, 文献[2]

收稿日期: 2010-05-25; 修回日期: 2010-08-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61003199); 河南省教育厅自然科学研究计划基金资助项目(2010A520050)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61003199); The Natural Science Foundation of Henan Educational Committee (2010A520050)

给出了基站规划的数学模型和多种启发式优化算法, 文献[3]提出了一种基于遗传算法的 WCDMA 网络基站规划方案。由于这些优化方案在建模时只考虑了部分参数而忽略了参数之间的关系, 导致了得到的基站部署方案可行性较差。

TD-SCDMA 网络基站选址优化问题是一个两目标优化问题, 这 2 个优化目标是: 最小化建站总代价和最大化网络覆盖率。免疫优化算法采用种群进化策略在问题空间中进行大规模搜索, 能在有限时间内找到次优解(或最优解), 同时对目标函数和约束函数的数学型态的要求很松, 目前已经成为求解优化问题的强有力工具, 得到了迅速的应用推广^[4-8]。基于此, 本文构造了一种基于实数编码的免疫记忆克隆算法来求解基站选址优化问题, 并与文献中提出的算法进行了对比实验。

2 TD-SCDMA 网络基站选址

2.1 TD-SCDMA 网络基站选址的困难

经过 2G 网络的大规模建设, 目前我国的基站总数已经达到 60 余万个。按照工业和信息化部及国家资产委员会的发展规划, 2009 年上半年共投资建设了 2 万多个 TD-SCDMA 基站, 总耗资 200 多亿元, 平均每个基站花费 100 万元, 到 2010 年底将建成 10 万个 TD-SCDMA 基站。目前, 基站站址已经成为稀缺资源。TD-SCDMA 使用的智能天线体积较大(2G 天线的 2 倍), 庞大的天线体积既破坏了城市的美观, 又产生了较大的辐射, 居民对 TD-SCDMA 基站较为抵制。TD-SCDMA 基站选址难度大, 工程施工和维护成本也很高。TD-SCDMA 网络基站建设已经成为制约 TD-SCDMA 标准实施和推广的瓶颈, 这引起了中国电信行业的普遍关注。

2.2 TD-SCDMA 网络基站选址的原则

基站站址选取的合适与否对 TD-SCDMA 网络性能及网络运行和维护成本影响很大, 不合理的站点选址不仅可能会出现某些地方出现覆盖盲区或局部容量不足的现象, 还会增加网络建设的成本, 甚至给网络的运行和维护带来很大的困难^[9]。因此, 在基站选址时, 应该遵守以下基本原则。

1) 基站应尽量处于小区(一个蜂窝单元)的中心, 这样才能保证 TD-SCDMA 网络的拓扑结构接近理想蜂窝网络结构。规则的蜂窝结构能保证系统在规划区内均匀覆盖, 减少导频污染, 避免频繁的接力切换和弱信号区; 同时也使今后的小区分裂更

加容易。实际环境下, 由于受地形地貌及建筑物的限制, 在蜂窝的中心建基站比较困难, 此时要在蜂窝中心的 1/4 半径区域内寻找次优的基站位置。

2) 站址规划要充分考虑网络业务量和业务分布要求, 基站分布应与话务密度分布一致, 优先考虑热点地区。

3) 优先考虑 2G/3G 共站, 利用已有的 2G 基站。有效利用 2G 网络的站址、交换机、基站及其附属设施等现有网络资源, 能够实现 TD-SCDMA 投资的最小化。

3 基于免疫计算的基站选址优化算法

3.1 抗体编码和种群初始化

在免疫算法中, 把问题看作抗原, 把问题的解看作抗体。基站参数有基站位置、基站高度、基站发射功率、载波数目、主导频率、天线方位角, 天线型号、天线倾角、2G/3G 共站情况等。实数编码在解决优化问题时, 具有抗体型空间中的拓扑结构与其表现型空间中的拓扑结构一致的优点, 很容易从传统优化方法中借鉴好的技巧形成有效的算子。鉴于此, 本文采用了实数编码。基站选址问题涉及到许多参数, 一维编码难以表示抗体空间, 本文采用了二维的矩阵编码, 其中, 每一行表示一个基站的情况, 矩阵的行数表示要优化的基站个数, 抗体编码矩阵如下:

$$\mathbf{b} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^T$$

其中, α_i 是一个基站行向量, 每个元素表示基站的一个参数, 包括基站位置的经度、纬度、站高、发射功率、载波数目、天线方位角、天线型号、天线倾角、与 2G 基站共站情况、与话务热点中心重叠情况。

例如, 某抗体矩阵为

$$\mathbf{b} = \begin{pmatrix} 108, 34, 50, 17, 2, 1, 1, 35, 1, 1 \\ 108, 35, 52, 16, 2, 2, 2, 34, 1, 0 \\ \dots \\ 109, 34, 45, 18, 1, 2, 1, 36, 0, 1 \end{pmatrix}$$

其中, $\alpha_1 = (108, 34, 50, 17, 2, 1, 1, 35, 1, 1)$ 中各个分量表示的含义如下:

108, 34: 该基站位置是东经 108°、北纬 34°;

50: 该基站的高度为 50m;

17: 该基站的发射功率为 17W;

2: 该基站的载波数目为 2;

- 1: 该基站天线的方位角为全向天线;
- 1: 该基站天线的型号为 I 型天线;
- 35: 该基站天线的下倾角为 35° ;
- 1: 该基站与 2G 基站共站;
- 1: 该基站与某个话务热点中心重叠。

免疫算法必须要有一个初始种群,最常用的方法是随机产生整个种群。然而,既然免疫算法能够迭代地改进现有的解,那么就可以根据问题的先验知识或历史数据得到一些潜在的较好解填入初始种群。本文采用的种群产生化方式如下:首次运行本文算法时,抗体种群采用随机初始化方式;当再次运行算法时,采用从历史数据库(以往的求解结果)中抽取已有的优势解作为潜在较好解,并填充初始种群的 30%规模,剩余的 70%采用随机方式生成。这样,既利用了已有的先验解作为启发式信息指导种群进化,提高了收敛速度;又保证了初始化过程的种群多样性。

3.2 抗体亲和度评价函数

为了降低 TD-SCDMA 网络建设代价,优先考虑 2G/3G 共站。当利用已有的 2G 基站时,仅考虑架设 TD-SCDMA 天线的代价。本文定义的建站代价目标函数如式(1)。

$$f_1(\mathbf{b}) = yC_1 + h_1D_1 + h_2D_2 \quad (1)$$

其中, y 为没与 2G 基站共站的基站个数; C_1 为建设一个 3G 基站的平均成本; h_i 为采用的 i 型天线的总个数, D_i 为每个 i 型天线的成本; 待规划区域需要的基站数目为 $n = h_1 + h_2$ 。

覆盖率越高, TD-SCDMA 网络的性能越好。因此,这是覆盖率目标最大化问题。为了便于把 2 个目标函数进行加权处理,从而把多目标问题转化为一个多目标问题,本文采用覆盖损失目标函数(即盲信号区域所生成的损失),定义如式(2)。

$$f_2(\mathbf{b}) = C_2 \left[S - \left(n\pi r^2 - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n s_{ij} \right) \right] \quad (2)$$

其中, C_2 为每平方千米覆盖盲区所带来的损失; S 为待规划区域的总面积; $n\pi r^2$ 为 n 个基站覆盖的面积之和; s_{ij} 为基站 i 与基站 j 覆盖重叠区域的面积。

本文设计的抗体亲和度评价函数如式(3)。

$$g(\mathbf{b}) = \lambda_1 f_1(\mathbf{b}) + \lambda_2 f_2(\mathbf{b}) \quad (3)$$

其中, λ_1 为建站代价的权重系数; λ_2 为覆盖损失的权重系数。

3.3 抗体浓度

2 个抗体之间的欧式距离如式(4)。

$$eDistance(\mathbf{b}_p, \mathbf{b}_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\mathbf{b}_p[i][j] - \mathbf{b}_q[i][j])^2} \quad (4)$$

其中, n 为抗体矩阵的行数(即基站数目); m 为抗体矩阵的列数(即基站参数的数目)。

若 2 个抗体的欧式距离小于阈值 θ , 则这 2 个抗体互为邻居抗体, 如式(5)。

$$isNB(\mathbf{b}_p, \mathbf{b}_q) = \begin{cases} 1, & eDistance(\mathbf{b}_p, \mathbf{b}_q) < \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $eDistance(\mathbf{b}_p, \mathbf{b}_q)$ 为抗体 \mathbf{b}_p 与抗体 \mathbf{b}_q 间的欧式距离; θ 为距离阈值。

抗体的浓度指在抗体种群中抗体的邻居数目与抗体种群规模的比值, 如式(6)。

$$density(\mathbf{b}_p) = \frac{1}{pop_size} \sum_{q=1}^{pop_size} isNB(\mathbf{b}_p, \mathbf{b}_q) \quad (6)$$

其中, pop_size 为抗体种群的规模。

3.4 算子设计

本文算法使用了克隆增殖、克隆变异和克隆选择 3 个算子, 各个算子的设计如下。

1) 克隆增殖算子

对抗体 \mathbf{b}_p 进行无性繁殖, 产生 w 个副本, 构成 \mathbf{b}_p 的子代集合 $cSet(\mathbf{b}_p)$, 如式(7)。

$$cSet(\mathbf{b}_p) = \{\mathbf{b}_p^{(1)}, \mathbf{b}_p^{(2)}, \dots, \mathbf{b}_p^{(w)}\} \quad (7)$$

对克隆母体种群 $\mathbf{B} = \{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_{|\mathbf{B}|}\}$ 进行等比例克隆, 即每个抗体克隆 w 个副本, 形成新的种群 \mathbf{C} , 如式(8)。

$$\mathbf{C} = cSet(\mathbf{b}_1) \cup cSet(\mathbf{b}_2) \cup \dots \cup cSet(\mathbf{b}_{|\mathbf{B}|}) \quad (8)$$

2) 克隆变异算子

设抗体 \mathbf{b}_p 的矩阵表示形式为

$$\mathbf{b}_p = \begin{pmatrix} \alpha_{11}^{(p)}, \alpha_{12}^{(p)}, \dots, \alpha_{1m}^{(p)} \\ \alpha_{21}^{(p)}, \alpha_{22}^{(p)}, \dots, \alpha_{2m}^{(p)} \\ \vdots \\ \alpha_{n1}^{(p)}, \alpha_{n2}^{(p)}, \dots, \alpha_{nm}^{(p)} \end{pmatrix}$$

随机选取抗体矩阵 $\mathbf{A}\mathbf{b}_p$ 的第 i ($1 \leq i \leq n$) 行第 j ($1 \leq j \leq m$) 列的元素 $\alpha_{ij}^{(p)}$, 按照式(9)进行微调, 得到 $\alpha_{ij}^{(p)'}$ 。微调后的抗体 \mathbf{b}_p , 记作 \mathbf{b}_p' 。

$$\alpha_{ij}^{(p)'} = \begin{cases} \alpha_{ij}^{(p)} + \xi_{ij}, & rand(1) \geq 0.5 \\ \alpha_{ij}^{(p)} - \xi_{ij}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中, ξ_{ij} 为对第 i 个基站第 j 个参数的微调幅度值。

按照上述方法, 对克隆后生成的抗体种群 C 中的抗体逐个进行变异, 生成新的抗体种群 C' 。

3) 克隆选择算子

为了保证种群多样性, 在克隆选择时, 采用了反比于浓度正比于亲和度的选择机制, 如式(10)。

$$probability(\mathbf{b}_p) = \frac{1}{density(\mathbf{b}_p)} \cdot \frac{g(\mathbf{b}_p)}{\sum_{q=1}^{pop-size} g(\mathbf{b}_q)} \quad (10)$$

其中, $density(\mathbf{b}_p)$ 为抗体 \mathbf{b}_p 的浓度; $g(\mathbf{b}_p)$ 为抗体 \mathbf{b}_p 的亲和度。

3.5 免疫记忆克隆算法框架

设抗体种群为 A , 其规模为 n_A ; 记忆种群为 M , 其种群规模为 n_M ; 克隆母体种群为 B , 其种群规模为 n_B ; 克隆后生成种群为 C , 其种群规模为 n_C 。本文设计的免疫记忆克隆算法框架如下。

步骤 1 给定抗体种群规模 n_A , 克隆母体种群规模 n_B , 记忆种群规模 n_M , 最大迭代次数 t_{Max} , 初始化进化代数 $t = 0$ 。

步骤 2 初始化抗体种群。若是首次运行该算法, 则随机产生 n_A 个抗体构成抗体种群 $A(0)$; 否则, 把算法上次运行结束时记忆库中的 n_M 个优秀抗体(较优解)和随机产生的 $n_A - n_M$ 个抗体组成抗体种群 $A(0)$ 。选择抗体种群 $A(0)$ 的前 n_M 个抗体构成记忆种群 $M(0)$ 。

步骤 3 计算 $A(t)$ 中每个抗体的亲和度, 并按照抗体亲和度对 $A(t)$ 中抗体降序排序。选择 $A(t)$ 中前 n_B 个抗体构成克隆母体种群 $B(t)$ 。

步骤 4 对 $B(t)$ 进行克隆增殖操作生成种群 $C(t)$ 。

步骤 5 对 $C(t)$ 进行克隆变异操作, 生成种群 $C(t)'$ 。

步骤 6 计算种群 $A(t) \cup C(t)'$ 中每种抗体的浓度和亲和度。

步骤 7 利用 $A(t) \cup C(t)'$ 中高亲和度抗体更新记忆种群 $M(t)$ 。

步骤 8 对种群 $A(t) \cup C(t)'$ 进行克隆选择, 生成种群 $A(t+1)$ 。

步骤 9 若 $t > t_{Max}$, 则输出 $M(t)$; 否则, 令

$M(t+1) = M(t)$, $t = t+1$, 转到步骤 3。

4 仿真实验及结果分析

仿真实验环境: 以豫东平原上某市的 TD-SCDMA 网络基站规划作为实验数据。该市 TD-SCDMA 网络的规划覆盖区域为 $20\text{km} \times 20\text{km}$; 基站经纬度范围东经 $114.2^\circ \sim 114.3^\circ$ 、北纬 $33.3^\circ \sim 33.4^\circ$; 基站高度 $40 \sim 50\text{m}$; 基站发射功率为 $40 \sim 45\text{W}$; 基站载波数目 $1 \sim 3$ 个; 天线有 8 阵元全向天线和定向天线 2 种; 天线型号有机械调控和电子调控 2 种; 天线倾角 $30^\circ \sim 35^\circ$; 已有 2G 基站分布数据库和话务热点分布数据库。

为了验证本文算法性能, 在 Pentium IV 2.0GHz 主频 CPU、2GB 内存的 IBM 兼容机器上, 对文献[3]算法和本文算法进行了对比实验。

文献[3]遗传算法的交叉概率取 0.7, 变异概率取 0.1; 本文算法的记忆种群规模取 30, 克隆母体种群规模取 20。2 种算法的种群规模均取 100, 最大进化代数均取 1500。对文献[3]算法和本文算法各运行 10 次, 取算法各项性能的平均值进行比较。需要说明的是, 本文算法首次运行时初始种群中的抗体全部是随机产生的, 其他各次运行均利用了上次的运行结果, 即把上次求得的优势抗体和随机产生的部分抗体共同组成初始种群。

2 种算法的方案代价随进化代数的变化情况如图 1 所示。

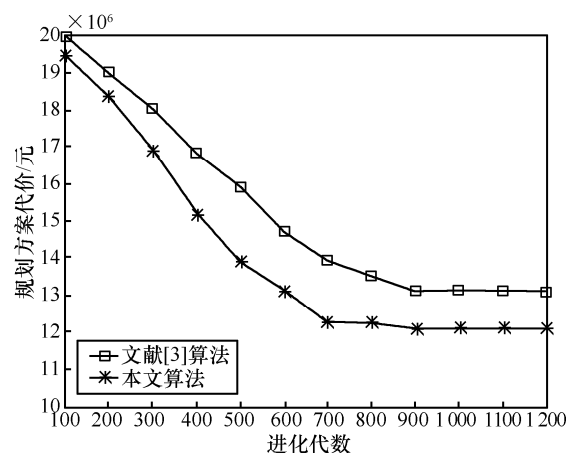


图 1 2 种算法方案代价随进化代数的变化

从图 1 可以看出, 随进化代数的增加, 本文算法的方案代价下降速度较快, 这说明了本文算法的收敛性能优于文献[3]算法。

衡量基站规划方案优劣的另一个主要指标是

覆盖率与建站代价数的比值，其比值反映了规划方案的性价比。2 种算法的规划方案性价比随进化代数的变化，如图 2 所示。

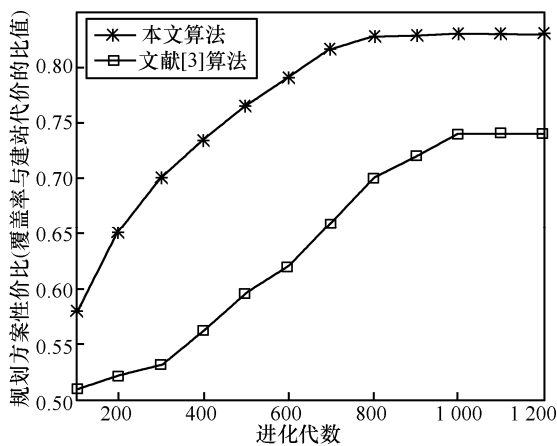


图 2 2 种算法方案性价比随进化代数的变化

从图 2 可以看出，本文算法所得规划方案的性价比一直高于文献[3]算法。这说明本文算法具有较强的局部寻优能力，可以用较低的建设代价获得较高的网络覆盖率。

2 种算法的平均性能如表 1 所示。

表 1 2 种算法平均性能比较

算法	建站代价/元	覆盖率/%	收敛代数	运行时间/s
文献[3]算法	12.99×10^6	95.9	910	320.5
本文算法	11.87×10^6	98.5	705	465.6

从表 1 可以看出，本文算法方案的平均建站代价和覆盖率显著地优于文献[3]算法，这是因为本文算法充分利用了已有 2G 基站分布信息进行共站规划，减少了新建 3G 基站的数目，大大降低了网络建设成本。本文算法平均进化 705 代开始收敛，而文献[3]算法平均进化 910 代才开始收敛，这说明本文算法收敛性能也优于文献[3]算法。在算法耗时性能上，本文算法稍逊色于文献[3]算法，这是因为本文算法的在依次迭代中，需要计算 2 次亲和度，这增加了算法的运行时间。但是，用稍长的运行时间换取了其他各项性能指标的提高，是可以接受的。

10 次运行后，本文算法的优化结果如图 3 所示。从图 3 可以看出，本文算法方案共有 8 个与 2G 基站共站的 3G 基站，这大大地降低了的建站代价。另外，每个基站很好地覆盖了话务热点区域，覆盖盲区很少，能够提供较好的网络通话质量。

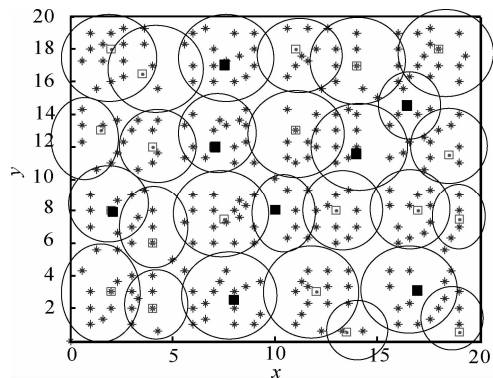


图 3 本文算法的基站选址优化结果

注：星号代表话务热点；空心方框代表新建的 3G 基站，实心方框代表与 2G 共站的 3G 基站；圆圈代表基站的覆盖范围。

5 结束语

在 3G TD-SCDMA 网络建设初期，在满足网络覆盖要求的前提下，怎样降低基站的建设成本是运营商急需解决的问题。本文基于生物免疫机理，提出了一种免疫优化算法，给出了一种 TD-SCDMA 网络基站选址的优化方法。在仿真环境下，与文献[3]的算法进行了对比实验，结果表明本文算法的优于文献[3]算法，能够提供科学合理的基站规划方案。另外，本文算法充分利用了已有的 2G 基站进行共站设计，降低了 TD-SCDMA 网络的建设成本。

但是，本文选取的是平原区域的基站选址，由于平原的地形较平坦，忽略了地形地貌对基站规划的影响。下一步要做的工作是考虑地形地貌对基站规划的影响，利用电子地图信息把地形地貌作为一个参数，对算法进行改进，使其适合更复杂环境下的基站选址。

参考文献：

- [1] 李绍军.一种基于 Alopex 的进化优化算法[J].模式识别与人工智能, 2009, 22(3):452-456.
- [2] LI S J. An alopex based evolutionary optimization algorithm[J]. Patten Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(3): 452-456.
- [3] YANG J,AYDIN M E. UMTS base station location planning: a mathematical model and heuristic optimization algorithms[J]. IET Communications, 2007, 21(5):1007-1014.
- [4] MUNYANEZA J, KURIEN A. Optimization of antenna placement in 3G networks using genetic algorithms[J]. Communications & Information Technology, 2009, 36(5):70-80.
- [4] ZHANG Z H. Immune optimization algorithm for constrained nonlinear multi-objective optimization problems [J]. Applied Soft Computing Journal, 2007, 7(3):840-857.

(下转第 120 页)