

求解 TSP 问题的改进模拟退火遗传算法

王银年,葛洪伟

WANG Yin-nian, GE Hong-wei

江南大学 信息工程学院 江苏 无锡 214122

School of Information Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

E-mail: wyn2008boy@126.com

WANG Yin-nian, GE Hong-wei. Improved simulated annealing genetic algorithm for solving TSP problem. Computer Engineering and Applications 2010 46(5): 44-47.

Abstract: The Traveling Salesman Problem(TSP) is a well-known NP complete problem while the Genetic Algorithm(GA) is one of the ideal methods in solving it. Because the problem is a special sequence, the general cross-operator in the problem solving effect is not ideal. The greedy cross-3PM operator is proposed while the annealing selection method is introduced and a new simulated annealing genetic algorithm GCSAGA(Greed Cross-3PM Based on Simulated Annealing Genetic Algorithms) is formed. The algorithm combines simulated annealing and genetic algorithm together making genetic algorithm in the early stage play a powerful global search function. It is easy to converge to the global optimum solution. In the later stage, the simulated annealing genetic algorithms are used to deal with the overall situation of pre-optimum solution. And it makes full use of simulated annealing's latter part of the power of local search and eventually converges to the global optimal solution. After the experimental data verification provided by the internationally recognized TSPLIB, GCSAGA in the case eil76, eil101, pr144, st70 are found to provide better optimal path solution than TSPLIB.

Key words: Traveling Salesman Problem(TSP); genetic algorithms; simulated annealing; greedy cross-operator; annealing choice

摘 要 巡回旅行商问题(TSP)是最典型的 NP 的难题,遗传算法(GA)是解决这类问题的有效方法之一。由于该问题的解是一种特殊的序列,一般的交叉算子在该问题的求解效果方面并不理想,提出了贪心的 3PM 交叉算子,同时又引入退火选择方法,形成一种新的模拟退火遗传算法 GCSAGA(Greed Cross-3PM Based on Simulated Annealing Genetic Algorithms)。该算法还将模拟退火算法与遗传算法相结合,使得遗传算法在前期发挥着全局搜索的强大功能,很容易收敛到全局较优解;后期用模拟退火算法来处理遗传算法前期的全局较优解,充分利用模拟退火算法后期局部搜索的强大功能,最终收敛到全局最优解。经过国际公认的 TSPLIB 提供的实验数据的验证, GCSAGA 在实例 eil76、eil101、pr144、st70 均找到了比 TSPLIB 提供的最优路径更优的解。

关键词 巡回旅行商问题;遗传算法;模拟退火算法;贪心交叉算子;退火选择

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.05.014 **文章编号:** 1002-8331(2010)05-0044-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP18

巡回旅行商问题(Traveling Salesman Problem,简称 TSP),也称为货郎担问题,最早可以追溯到 1759 年 Euler 提出的骑士旅行问题。自 1932 年 K.Menger 提出以来,已引起各领域许多研究者的兴趣。而今, TSP 在 VLSI 芯片设计、网络路由、车辆选路等领域有着广泛应用。

TSP 问题就是对 n 个城市,要找一条走遍每个城市一次且仅一次的一条闭合的最短路径。目前,一些精确算法和智能优化方法在解决 TSP 问题求解方面发挥了重要作用。精确算法主要包括分枝定界法、动态规划法等;智能优化算法主要包括模拟退火算法(Simulated Annealing)^[1]、遗传算法(Genetic Algorithms)^[2]、禁忌搜索算法(Tabu Search)^[3]、蚁群算法(Ant Colony Algorithm)^[4]和神经网络方法(Neural Networks)^[5]等。其中,遗传算法是求解 TSP 问题效率相当高的一种算法。

遗传算法具有良好的全局搜索能力^[6]可以快速地将在解空间中的全体解搜索出。但是遗传算法的局部搜索能力较差^[7],导致在进化后期搜索效率较低。在实际应用中,遗传算法容易产生早熟收敛的问题。采用何种选择方法既要使优良个体得以保留,又要维持群体的多样性,一直是遗传算法中较难解决的问题。

模拟退火算法虽具有快速搜索到局部最优解的能力。但是,由于模拟退火算法对整个搜索空间的状况了解不多,不便于使搜索过程进入最有希望的搜索区域,使得模拟退火算法在前期全局搜索的运算效率不高。模拟退火算法对参数(如初始温度)的依赖性较强,且进化速度慢。已有一些将模拟退火算法与遗传算法相结合的方法。如文献[8]中,通过模拟退火方法来控制变异概率的选取 $P_m = \exp(-\theta m/T)$,用模拟退火方法来控制交叉后子个体替代父个体的概率,但是这两种办法均不能很好

作者简介 王银年(1984-)男,硕士研究生,主要研究领域为人工智能与模式识别、嵌入式智能系统;葛洪伟(1967-)男,副教授,主要研究领域为人工智能、图像处理、模糊系统。

收稿日期 2008-09-04 **修回日期** 2008-12-22

©1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

地利用退火算法的局部搜索能力。文献[9]中, 利用遗传算法来改变模拟退火的性能, 首先通过 GA 来进化一群解, 然后通过 SA 进一步调整优化解, 然而对整个种群进行退火, 没有很好地利用 GA 得到的全局信息。而国内的遗传退火进化算法, 大多是使用文献[10-11]中的方法。先取一些初始点构成种群, 对每个个体进行退火。由于退火算法是局部搜索算法, 所得个体很容易陷入局部极小值。

提出的改进的模拟退火遗传算法 GCBSAGA(Greed Cross-3PM Based on Simulated Annealing Genetic Algorithms)不同于上述方法。首先, 它对遗传算法进行改进, 提出了一种贪心 3PM 交叉算子, 使得全局搜索效率更高。然后, 将常规的模拟退火算法进行改进, 根据遗传算法所得的全局信息, 对其中的新冷却进度表进行优化。最后, 将模拟退火算法嵌入到遗传算法中。经验证, 该算法在进化初期 SA 温度较高, 能使 GA 避免产生早熟收敛, 增强了 GA 的全局收敛性; 在进化后期 SA 温度较低, 具有较强的爬山性能, 加快了算法的收敛速度。最后选用国际公认的 TSPLIB 的几个实例进行测试, 均取得很好的效果, 找到了比 TSPLIB 提供的路径更优的路径。

1 遗传算法及其改进

1.1 遗传算法概述

遗传算法(Genetic Algorithm 简写 GA)是一类借鉴生物界的进化规律(适者生存, 优胜劣汰遗传机制)演化而来的随机化搜索方法。

遗传算法是一种群体型操作, 该操作以群体中的所有个体为对象。选择、交叉和变异是遗传算法的 3 个主要操作算子, 它们构成了遗传操作(Genetic Operation), 使遗传算法具有了其他传统方法所没有的特性。

1.2 遗传算法的改进

1.2.1 对遗传算法循环模式的改进

(1)传统遗传算法循环模式:

```
while 当前代数<=最大代数
{选择、交叉、变异}
当前代数+1
end
```

(2)改进后的遗传算法循环模式:

参数设定, 如: 开始温度 t 、减温系数 k 、结束温度 t_f 。

```
while 1
{选择、交叉、变异}
当前代数+1
当前温度  $t=t*k$ 
```

判断当前种群中最好个体的适应度是否小于前几代中最好个体, 如果连续 5 代没有小于前几代最好个体的适应度, 则结束循环, 或者当前温度 $t < t_f$ 也结束循环

```
end
```

1.2.2 贪心 3PM 交叉算子

贪心三交叉交配比传统交配方法增加了一个父代, 期望产生适应性更加强的子代。方法的主要过程如下:

(1)一个子代的产生:

按轮盘赌选择法选择三个父体

父代 1 :12345678

父代 2 :87645321

父代 3 :43127865

①随机产生子代第一个位置, 假设为 3, 标准城市为 3 号城市;

②向右轮转城市, 使 3 个父代当前位置与标准城市一致; 本例一次轮转后为:

父代 1 :34567812

父代 2 :32187645

父代 3 :31278654

③假设 $distance(a, b)$ 为城市 a 到 b 的距离, 则比较 $distance(3, 4)$, $distance(3, 2)$ 和 $distance(3, 1)$, 取最短的路径, 假设 $distance(3, 4)$ 最短, 则取标准城市为 4, 当前位置加 1, 跳转到步骤②继续轮转, 共执行 $n-1$ 次, 产生一个新个体。

(2)另一个子代的产生:

三个父代同上。

①另一个子代最后一个位置与以上第一个子代的第一个城市号相同为 3, 标准城市为 3 号城市;

②向左轮转城市, 使 3 个父代当前位置与标准城市一致; 本例一次轮转后为:

父代 1 :45678123

父代 2 :21876453

父代 3 :12786543

③假设 $distance(a, b)$ 为城市 a 到 b 的距离, 则比较 $distance(3, 2)$ 和 $distance(3, 5)$ 和 $distance(3, 4)$, 取最短的路径, 假设 $distance(3, 5)$ 最短, 则取标准城市为 5, 当前位置减 1, 跳转到步骤(2)继续轮转, 共执行 $n-1$ 次, 产生另一个新个体。

从这一算法中可以看出, 产生的两个子代都比较好地继承了 3 个父代的两方面的边, 每次加入的边都是 3 个父代中最好的一条边, 所以在执行初期, 几乎是垂直收敛的, 后代完全继承了前代的全部优秀的边。所以该算子的搜索效率非常高, 在很短的世代内就能找到全局较优解。

1.2.3 退火选择法

这样整个循环后就可以产生两个子代, 子代是否就能代替父代呢, 下面再进行选择, 这里选用退火选择法。

从三个父代中随机选择两个, 为父代 1 和父代 2, 分别计算它们的适应度为 $d(p1)$, $d(p2)$, 再计算两个子代的适应度 $d(son1)$, $d(son2)$, 为了简便, 假设这里的适应度就是一条路径的距离。

退火选择法过程:

```
if  $d(son1) < d(p1)$ 
new1=son1
elseif  $\text{rand} < \exp[(d(p1)-d(son1))/t]$ 
new1=son1
else
new=p1
end
```

对于子代 2 用同样的方法, 最终得到下一代的两个个体。

2 模拟退火算法及其改进

2.1 模拟退火算法概述

模拟退火算法来源于固体退火原理, 将固体加温至充分高, 再让其徐徐冷却, 最终达到平衡态。模拟退火的基本思想:

(1)初始化: 初始温度 T (充分大), 初始解状态 S (是算法迭代的起点), 每个 T 值的迭代次数 L (马尔科夫链), 减温系数 K 。

(2)对 $i=1, 2, \dots, L$ 做(3)至(6)循环, 完成一次马尔科夫链。

(3)产生新解 S' 。

(4) 计算增量 $\Delta t' = C(S') - C(S)$ 其中 $C(S)$ 为评价函数。

(5) 若 $\Delta t' < 0$ 则接受 S' 作为新的当前解, 否则以概率 $\exp(-\Delta t'/T)$ 接受 S' 作为新的当前解。

(6) 如果满足终止条件则输出当前解作为最优解, 结束程序。

(7) T 逐渐减少 ($T = T * K$), 且 $T > 0$, 然后转(2)。

SA 中包含两个循环, 内循环是在同一温度下完成一次马尔科夫链循环, 也就是第(2)步。外循环是不同温度的循环。

2.2 对模拟退火算法的改进

2.2.1 初始种群的改进

退火算法初始种群为在遗传算法执行结束后的全局较优解, 退火算法是对这种全局较优解进行局部搜索, 最终找到最优个体。充分发挥退火算法的高效的局部搜索能力。

2.2.2 冷却进度表

一个冷却进度表应当规定下述参数:

(1) 控制参数 T_k 的初温 T_0 ;

(2) 控制参数 T_k 的下降函数 $T_{k+1} = d(k)$;

(3) 马尔科夫链的长度 L_k 。

下面对其分别讨论:

①关于控制参数 T_k 的初温 T_0

采用这样一种初温赋值法:

$$T_0 = (\max dist - \min dist) * CityNum$$

这里 $\max dist$ 是所有城市中距离最大值, $\min dist$ 是所有城市中距离最小值, 在这里可以取 0, $CityNum$ 是城市的个数。退火算法中使用的是遗传算法执行结束后剩余的温度作为它的初始温度。

②关于控制参数 T_{k+1}

在这里直接取 $T_{k+1} = T_k * K$, K 取值为接近于 1 的一个数, 在实验中一般取 0.95 左右。

③马尔科夫链的长度 L_k

对于 Markov 链的长度 L_k , 一般使用 $L_k = \gamma * n$, 其中 n 为自变量维数。这里的 γ 一般取 100。 n 一般为城市数。

2.2.3 结束条件的改进

通过前面知道模拟退火算法的结束条件就是当前温度小于结束温度, 但通过大量实验发现, 退火算法在离结束温度很远里就能得到最优解了, 后面大量的全是无用的循环, 虽然没有改变最优解, 但占用了大量时间和空间, 再加上一个结束条件, 使得搜索时间大大减少。

退火过程:

```
while 1
    记录当前代个体的适应度(城市距离)
    退火处理
    if 新的个体的适应度(城市距离)=当前代个体适应度(城市距离)
        same=same+1
    else
        same=0
    end
    if same==5 || t<tf
        break;
end
```

可以看出当连续五代个体与前一代个体城市距离无变化时, 说明最优解已经找到, 后面再多的退火处理也是在做无用功。

3 基于 GCBSAGA 的 TSP 问题的求解

3.1 GCBSAGA 的描述

改进的模拟退火遗传算法的过程是随机产生一组初始群体, 通过选择、交叉、变异等常规遗传算子来产生一组新的个体, 这样不断循环, 直到产生的新群体的最优个体比父代差, 之后选择最优个体, 独立的对其进行模拟退火操作。遗传退火进化算法不但实现了 GA 的全局搜索能力与 SA 的局部搜索能力的结合, 同时可使改进后的 SA 能够充分利用 GA 所得的全局信息。

3.2 GCBSAGA 的流程

改进的模拟退火遗传算法的具体流程如下:

begin

(1) 初始化各参数, 如交叉概率 $pc1$ 、 $pc2$, 变异概率 $pm1$ 、 $pm2$, 最大代数 ge_{max} , 种群规模, 初始温度 t , 结束温度 tf , 减温系数 k 等等。

(2) 随机初始化种群 p , p 代表一个染色体(个体)或叫一条路径。
 $p = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 。

(3) 计算各染色体的适应度 $f(i)$, 记录最好染色体 fit_{max} 。

(4) 产生新的种群:

① $i = 1 \sim n$;

② 轮盘赌选择法, 选择三个父代;

③ 对三个父代按照一定概率运用贪心 3PM 交叉算法进行交叉产生两个新个体;

④ 对交叉后的个体运用退火选择, 产生下一代的两个个体;

⑤ 对选择后的两个个体按照一定的概率进行变异;

⑥ 转到①进行下一次循环, 直到产生了 n 个个体, 形成了下一代种群。

(5) 当前代数加 1, 当前温度 $t = t * k$ 。

(6) 判断当前代中最好个体的适应度(城市距离) \geq 最好染色体 fit_{max} 的城市距离:

① 如果判断是, 则 $tuihua = tuihua + 1$;

② 如果判断否, 则 $tuihua = 0$, 最好染色体 fit_{max} 的城市距离 = 当前最好个体城市距离。

(7) 判断 $tuihua == 5$ 或 $t < tf$:

① 如果判断是, 则 break, 结果遗传循环;

② 如果判断否, 则转到(3)。

(8) 计算经过遗传算法后得到的全局较优个体的城市距离。

(9) 调用退火算法, 全局较优个体的城市排列、当前温度、结束温度、减温系数、城市间距离及坐标等均作为参数传入退火算法中。

(10) 在模拟退火算法中, 初始化马尔科夫链的长度 L , 接收传来的参数值。

(11) 进入模拟退火算法的循环:

① 记录前代最好的个体的城市距离;

② 进入内循环即: 马尔科夫链的循环:

(a) 产生新个体, 这里仍采用换位法产生新个体, 即随机产生两个位置, 使这两位置之间的所有城市颠倒位置;

(b) 计算新产生的个体的城市距离, 并与前一代中个体的城市距离相差, 得到 $changedt$;

(c) 判断 $changedt < 0$:

如果判断是, 则将新产生的个体代替前一代个体, 城市距离代替前一代个体的城市距离;

如果判断否, 则再判断 $rand < \exp(-changedt/t)$, 如果正确, 同样将新产生的个体代替前一代个体, 城市距离代替前一代个体的城市距离;

(d) 转到第(a)步, 继续循环, 直到满足结束条件, 跳出内循环。

③ 当前温度减温 $t = t * k$;

④ 判断当前个体的城市距离 == 前一代城市距离, 就是看看个体有没有发生变化;

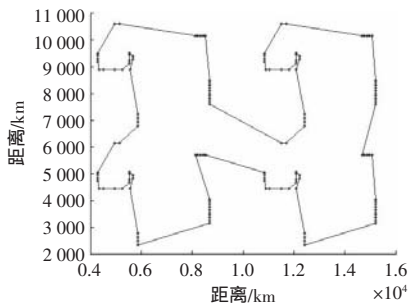


图1 pr144 实例经过 GCBSAGA 算法得到的最优路径图

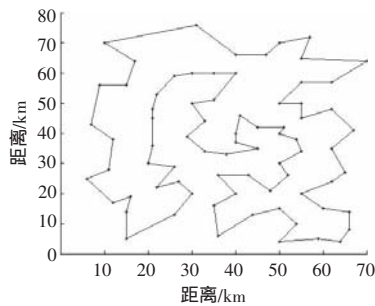


图2 eil76 实例经过 GCBSAGA 算法得到的最优路径图

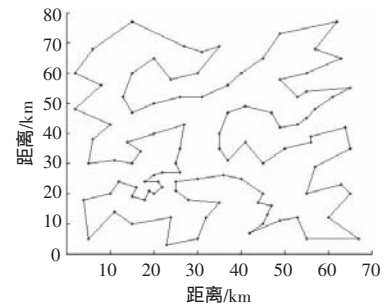


图3 eil101 实例经过 GCBSAGA 算法得到的最优路径图

判断为是,则 $same=same+1$;

判断为否,则 $same=0$;

⑤判断 $same==5$ 或 $t<tf$,

如果判断是,则结果外循环;

如果判断否,则跳转到第 11.1 步。

(12)输出最好个体的城市路径及距离,并用图示画出。

end

3.3 GCBSAGA 的特点

(1)将遗传算法的循环模式作改进,引入了模拟退火算法的循环模式,这样就可以引用温度这样一个概率,使得高温时,利用遗传算法进行全局搜索能力,很快地能够收敛到全局较优个体。

(2)遗传算法中交叉算子的改变,在 3PM 的基础上作一定的改进,加入了退火选择,而且左轮转右轮转同时进行,产生了两个很好地继承两个父代两边的子代,形成独有的改进的贪心 3PM 交叉算子,这一算子之所以称得上贪心,因为它的高效的全局搜索能力,在很短的世代内就能搜索出全局较优个体。

(3)用退火算法对遗传算法的全局较优个体进行处理。在高温时,也就是前期利用遗传算法进行全局搜索的优点。在低温时,也就是中后期利用退火算法对遗传算法产生的全局较优个体进行局部搜索,充分利用退火算法后期局部搜索的高效性。

4 实验与分析

为了更好地说明该算法的有效性,选用了国际上最通用的 TSP 测试库 TSPLIB(<http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/com-pot/soft-ware/tsplib95/tsp>)中的多个实例进行测试。

实验中的参数设置为:种群大小 $inn=80$,最大世代数 $gn-max=100$,交叉概率 $pc1=0.9$ $pc2=0.7$,变异概率 $pm1=0.2$ $pm2=0.1$,结束温度 $tf=0.01$,减温系数 $k=0.95$ 。

TSPLIB 中的实例 pr144、eil76、eil101、st70 均用 GCBSAGA 算法经过 10 次测试后所得最优路径值与 TSPLIB 提供的最优路径值的比较见表 1。

表1 TSPLIB 提供的路径值与 GCBSAGA 所得最优路径值比较表

实例	TSPLIB 提供的最优路径值	GCBSAGA
pr144	58 537	58 535
eil76	545.387 6	544.456 0
eil101	642.309 5	640.595 8
st70	678.597 5	677.194 5

上述实例 pr144、eil76、eil101、st70 经过 GCBSAGA 测试后所得的最优路径图分别见图 1~图 4。

从以上 4 个典型实例中可以看出 eil76、eil101、pr144、st70

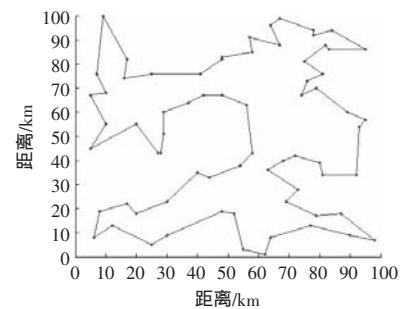


图4 st70 实例经过 GCBSAGA 算法得到的最优路径图

实例经 GCBSAGA 算法测试得到的最优路径长度均优于 TSPLIB 提供的最优路径经计算后的值。正是因为前期改进遗传算法全局搜索高效性,再加上后期模拟退火算法局部搜索的爬山能力,使得在较短的时间内完成了最优路径的寻找。

5 结语

通过对遗传算法和模拟退火算法进行改进,而且合理地使得这两种算法相结合,扬长避短,形成一种改进的模拟退火遗传算法(GCBSAGA)。该算法中对遗传算法的循环结构的改进,巧妙地引入了温度的概念,对交叉算子的改进,引入了贪心选择算法,形成了贪心 3PM 交叉算子,使得遗传算法的全局搜索效率得到很大提高,使得找到最优解的时间大大减少。对遗传算法后的较优解经过退火算法的局部搜索,便能很快得到最优解,充分发挥了退火算法低温局部搜索的高效性。经过实验可以证明 GCBSAGA 算法的高效性,很快就能找到最优解,而且能找到更好的解,很好地解决了传统遗传算法中运算时间过长、收敛较慢、最终找不到最优解有可能出现早熟的问题。

参考文献:

- [1] Song Chi-hwa, Lee K, Lee W D. Extended simulated annealing for augmented TSP and multisalesmen TSP[C]//Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2003, 3: 2340-2343.
- [2] Talbi H, Draa A, Batouche M. A new quantum inspired genetic algorithm for solving the traveling salesman problem[C]//Industrial Conference on Industrial Technology, 2004, 3: 1192-1197.
- [3] Knox J. Tabu search performance on the symmetric traveling salesman problem[J]. Computers and Operations Research, 1994, 21(8): 867-876.
- [4] 吴斌,史忠植.一种基于蚁群算法的 TSP 问题分段求解算法[J].计算机学报, 2001, 24(12): 1328-1333.

(下转 85 页)

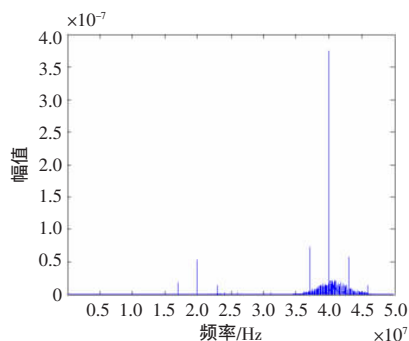


图4 零信噪比载频估计

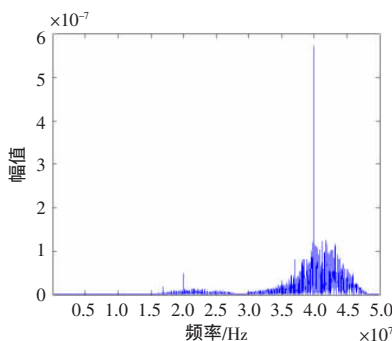


图5(a) SNR=-20 dB 改进后的载频估计

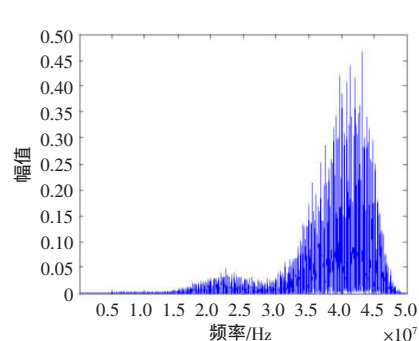


图5(b) SNR=-20 dB 未改进的载频估计

噪的方法。

图2中的带通滤波器的带宽的设置与最后载频能否准确估计有较大的影响。第1个带通滤波器的主要作用是滤除出含有扩频信号的频带,因此它的带宽的设置理论上应该为2倍的伪码速率,并且为了检测出信号的载频,带通滤波器中必须包含载波频率。第2个滤波器的主要作用是检测载波的2倍频,它的带宽的设置需要在第1个带通滤波器设置的基础上,上下限分别乘以2即可。因此检测过程的前提必须首先检测出伪码的速率,从而确定了第1个滤波器的带宽,相应也就确定了第2个带通滤波器的带宽,然后进行在带宽确定的基础上搜索。一旦在频域上检测出有峰值出现,此即为信号的2倍频,从而估计出信号的载频。

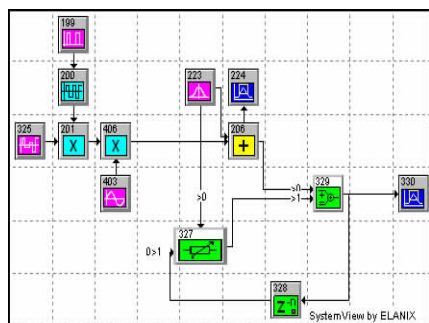


图3 DSSS/BPSK 信号的自适应干扰对消器模型

5 性能仿真

利用 System View 软件进行仿真。模型参数设置如下:自适应滤波器的阶数 $N=20$, 步长 $\mu=2E-6$, BPSK 调制 PN 序列长度为 1023, 扩频码速率 3 Mb/s, 信息速率 2.93 Kb/s, 载波频率 20 MHz; 带宽 6 MHz; A/D 采样速率 100 Mb/s, 系统采样时间 1.36 ms。

(1) SNR=0 dB, 载频估计如图4。

(2) SNR=-20 dB, 经过预处理的信号载频估计如图5(a); 未经过预处理的信号载频估计如图5(b)。

图5(a)在 40 MHz 处明显地看到峰值, 此即为 DSSS 信号载波的 2 倍频。检测效果明显优于图5(b)。通过一系列仿真知: SNR=-21 dB 以上检测效果明显优于未经预处理的信号。总之, 用自适应消噪预处理后的 DSSS 信号的载频估计效果明显优于没有进行预处理的 DSSS 信号。

6 结束语

DSSS 信号由于信噪比较低, 采用常规的方法难以检测。利用自适应干扰对消模块与四阶累计量 2-D 切片去除噪声的各自优点, 实现了优于仅使用四阶累计量 2-D 切片去除噪声方法。这种参数检测方法可以更准确地对 DSSS 信号参数进行检测, 且便于工程上实现, 有一定的实用价值。完成了对 DSSS 信号载频的准确检测, 更多参数的检测以及频谱的进一步分析需要进一步的研究。

参考文献:

- [1] 孟建, 胡来招. 直扩信号检测的相关积累技术[J]. 电子对抗技术, 2001, 16(2): 1-5.
- [2] 黄春琳, 柳征, 姜文利, 等. 基于循环谱包络的扩谱直序信号的码片时宽、载频、幅度估计[J]. 电子学报, 2002, 30(9): 1353-1356.
- [3] 张贤达. 时间序列分析—高阶统计量方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [4] 沈振惠, 唐斌, 吕燕, 等. 基于四阶统计 2-D 切片的直扩信号多参数估计[J]. 信号处理, 2005, 3(21): 304-306.
- [5] 朱小芳, 陈亚光. 噪声对消在信号处理系统中的应用[J]. 总线与网络, 2006, 24(239): 86-88.
- [6] 龚耀寰. 自适应滤波[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.

(上接 47 页)

- [5] Yang Hai-qing, Yang Hai-hong. An self-organizing neural network with convex-hull expanding property for TSP[C]//International Conference on Neural Networks and Brain(ICNN&B'05) 2005, 1: 379-383.
- [6] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1992.
- [7] Man K F, Tang K S, Kwong S. Genetic algorithms: Concepts and applications[J]. IEEE Trans Industrial Electronics, 1996, 43: 519-533.

- [8] 周开俊, 李东波. 基于遗传模拟退火算法的产品装配序列规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2006(7).
- [9] 阎庆, 鲍远律. 新型遗传模拟退火算法求解物流配送路径问题[J]. 计算机应用, 2004, 24(3): 261-263.
- [10] 陈学松, 曹炬, 方仍存. 遗传模拟退火算法在矩形优化排样系统中的应用[J]. 锻压技术, 2004(1): 27-29.
- [11] 邢文训, 谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999: 181-182.