

基于遗传算法的库存仿真及优化

刘丽娜 古平 杨佳登 (重庆大学 计算机学院 重庆 400044)

摘要: 为使成本费用的总和最小,利用仿真优化技术,以某制造企业为例建立了一种随机需求库存模型,并运用改进的遗传算法优化库存模型,得到了库存的优化候选策略。实例表明提出的仿真优化技术是有效可行的,可以为企业提供决策支持。

关键词: 仿真优化;遗传算法;种间竞争;仿真实例;仿真分析

Simulation and Optimization of Inventory Based on Genetic Algorithm

LIU Li-Na, GU Ping, YANG Jia-Deng

(Department of Computer, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: To minimize the cost, by using the simulation and optimization technology, this paper designs a stochastic demand inventory model with a manufacture enterprise as an example. It uses the improved genetic algorithm to optimize inventory model, and then gets the candidate strategy to optimize inventory. Simulation examples show that the proposed optimization technique is feasible and effective, and can provide decision support for enterprises.

Keywords: simulation optimization; genetic algorithm; competition between populations; simulation example; simulation analysis

1 引言

激烈的市场竞争条件下,供应链库存管理成为了影响企业效益的关键问题,因为库存成本是企业物流系统的核心成本之一,有效的库存控制策略可以降低库存成本,从而降低企业的经营成本,提高企业在市场中的竞争力。仿真模型将库存控制策略的优化转化成组合优化问题,应用改进的遗传算法优化库存控制策略。在改进的遗传算法中,根据个体仿真结果的优先顺序计算个体的适应度值,为避免优秀个体进化中被淘汰,提出保留父代中优秀算子的方法,同时把服务水平看成一个约束条件,求解成本最低的库存策略。最后通过实例实现了上述方法。

2 库存模型仿真优化思想

库存仿真优化的关键一是建立有效的仿真模型,这是通过实际系统抽象出来的概念模型系统,二是根据有效的优化算法建立优化模型。在仿真优化中,优

化模型本身的描述与仿真的关联主要体现在设计参数的选择和优化目标的评估上,即仿真模型的输入与输出。如图 1^[1]:

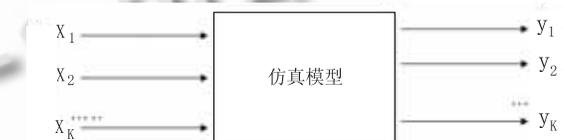


图 1 仿真模型

输入参数 $X=(x_1, x_2, \dots, x_k)$ 是系统的决策变量,是确定性的可控参数,目标输出参数 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_k)$ 。我们将仿真模型看作一个决策变量到输出变量的映射 $Y=f(X)$,本文中决策变量为离散型的 (S_k, Q) ,输出变量为总成本,在优化模型中将目标函数 $f(X)$ 转化为适应度函数 $Fit(f(x))$ 通过它来确定新的搜索方向,通过优化算法生成新的决策变量,再传给仿真模型进行性能评估,通过这些变量调整相应的属性,来影响

收稿时间:2009-07-12;收到修改稿时间:2009-09-15

目标输出,最终得到候选策略。系统框架如图 2 所示:

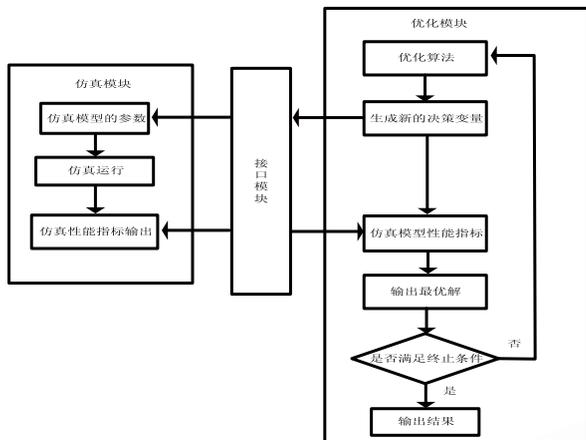


图 2 系统模型框架图

3 遗传算法

3.1 基本遗传算法

仿真优化研究基于仿真的目标优化问题,把优化算法同仿真模型结合起来确定输入参数的合适设置使仿真系统的性能最优。运用优化算法进行仿真优化不需要对每一个可行解进行仿真就可以非枚举地从可行解空间中找出最佳的输入变量。

遗传算法是一种基于生物遗传和进化机制的适合于复杂系统优化计算的自适应概率优化技术。主要借用生物进化中“适者生存”的规律,将问题的求解表示成染色体的适者生存过程,通过染色体群的一代代不断进化,包括复制、交叉和变异,最终收敛到问题的最优解。遗传算法的流程图^[1],如图 3 所示:

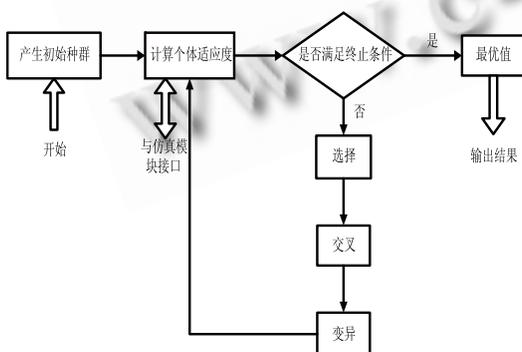


图 3 遗传算法流程图

第一步 随机产生初始种群,个体数目一定,每个个体表示为染色体的基因编码;

第二步 计算个体适应度,并判断是否满足终止条件,如满足,输出最优个体及其代表的最优解,并结束计算;否则转向第三步。

第三步 依据适应度选择再生个体,适应度高的个体被选中的概率高,适应度低的个体可能被淘汰;

第四步 按照一定的交叉概率和交叉方法,生产新的个体;

第五步 按照一定的变异概率和变异方法,生成新的个体;

第六步 有交叉和变异产生新一代的种群,返回第二步。

3.2 改进遗传算法

遗传算法的核心问题是寻找求解优化问题的效率与稳定性之间的有机协调性,即所谓的鲁棒性。虽然从理论上说,基本遗传算法有很强的鲁棒性,但是就任何一个特殊的领域而言,它却存在一些问题^[2]。为此,要对遗传算法做出改进,才能解决相应的问题。基本遗传算法都只有一个群体,即只进行种内竞争,而不考虑种间竞争和生物与无机环境之间的竞争。在此我们加入种间竞争,在产生初始群体时,产生 2 个群体,在遗传操作后插入群体之间的信息交换,也就是 2 个群体间个体的替换过程,用一个群体中适应度高的个体替换另一个群体中适应度低的个体。在此涉及到两个参数,竞争频率 C 和替换个数 R^[3],竞争频率指相隔几代相互替换一次,替换个数指每次替换的数目。

另外,种间竞争遗传算法虽然在搜索全局最优值的速度上比遗传算法快,遗传算法中的选择、交叉、变异算子都以一种概率的方式进行,这可能会使种群中的优秀个体在进化过程中被破坏,从而影响遗传算法的搜索效率。因此在遗传算法中,采用保留父代中精英的选择算子。但是对随机性系统的仿真而言,即使对同一个个体进行多次仿真,其仿真结果也会有差异。因此每代种群中的最优个体并不一定优于其他的个体^[4]。但是种群中适应度值高的个体更有潜力成为最优解。

遗传算法中有三个遗传算子选择、交叉、变异,当进行了迭代操作以后,下一代的个体并不一定优于父代个体,而且有可能将父代中优秀个体淘汰掉,在这里我们按照交叉概率选择交叉父代个体,保留交叉父代个体中的一半适应值高的个体,然后进行交叉操作,产生的下一代个体后,计算他们的适应度函数值,如果子代的适应度值都高于保留父代群体,那么替换进行交叉的父

代群体,否则用保留父代个体替换子代中适应度低的个体,因为只保留一半的父代个体,所以可以防止迭代停止前进,又可以保留最优的个体不被淘汰。

4 仿真实例

我们以某制造企业为例,构建以缺货率为约束条件,确定安全库存和订货量,使总成本最低的一个仿真优化模型。编码方式,采用实数编码方案,因为它比二进制更直观,不需要做基因到数值的转换,计算效率比二进制编码高。替换频率为 2,替换个数为 3,交叉概率 50%,变异概率为 10%, $80000 < S_k < 140000$, $60000 < Q < 100000$,每日每吨产品的库存成本为 50 元,每次采购与运输的基本费用,包括通信费、运输基本费用为 1000,每吨运输费率为 10 元。产品需求情况如表 1 所示,个体适应度函数采用如下转换方法^[5]: C_{max} 为目标函数的最大估计值 1200000:

$$Fit(f(x)) = \begin{cases} c_{max} - f(x), & f(x) < c_{max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

本实例的决策变量是 (S_k, Q) ,根据经验分别生成两个种群规模为 16 的初始种群,如一种群中包括 $(90000, 90000)$, $(100000, 80000)$ 等,另一种群中包括 $(90000, 80000)$, $(120000, 80000)$ 等,在缺货率的约束条件下,目标函数 $f(x)$ 为总成本,依据 $f(x)$ 及上述公式,计算适应度值,若不满足约束条件,则直接淘汰,重新选取,直到达到种群规模。适应度函数值 $Fit(f(x))$ 越高,总成本越低,当进化代数 t 能被替换频率 2 整除时,进行种群间的个体替换,否则不进行种间竞争。如果进行替换,替换个数为 3,用一个种群中适应度值高的去替换另一种群中适应度值低的。然后两个种群分别进行交叉操作,由于交叉概率为 50%,所以每个种群选取 8 个个体进行交叉,每一对个体中根据 $x'_1 = \alpha x_1 + (1-\alpha)x_2$, $x'_2 = \alpha x_2 + (1-\alpha)x_1$,随机数 $\alpha \in (0,1)$,如果大于 0.5 进行交叉,否则不交叉,在此会产生两个新的个体,同样计算它们的适应度值,如果两个新的个体的适应度值都大于父代的适应度值,则全部替换父代个体,否则用父代中适应度值高的替换子代中一个适应度值低的来作为新一代个体,这样可以防止迭代的停滞不前,又可以保留父代中的优秀个体,然后再根据变异概率 10%进行变异操作,得到新一代个体。重复上述操作,得到的候选策略如表 2、表 3 所示:

表 1 产品需求数据

需求量	1月	2月	3月	4月	5月	6月
月	181500	217540	151200	236850	335850	261788
日	6848	7053	4103	8262	10834	8726
需求量	7月	8月	9月	10月	11月	12月
月	306350	201962	210800	250000	243282	298862
日	9015	6837	6893	8035	6776	9550

表 2 仿真结果

(S_k, Q)	缺货量	满足需求率	平均库存	总成本
$(90000, 100000)$	0	776188	61245	1010162
$(100000, 80000)$	0	776188	55470	1006350

表 3 仿真结果

(S_k, Q)	缺货量	满足需求率	平均库存	总成本
$(80000, 80000)$	15648	760540	46859	960952
$(90000, 80000)$	1717	774471	50943	983715
$(130000, 70000)$	21820	754368	58830	1004150

从表 2 可以看出,当不允许有缺货的情况下,候选策略中 $(100000, 80000)$ 要比 $(90000, 100000)$ 略微好些,在能满足客户需求的前提下,平均库存要低,而且总成本也有所节约。

从表 3 可以看出,当允许缺货率 $< 3\%$ 时, $(90000, 80000)$ 要优于其他两种策略,虽然平均库存和总成本略高些,但是在缺货率方面却大大降低,服务水平有所提高,这样可能会增加客户源,同时提高企业效益。

5 结语

本文将改进的遗传算法运用于库存的仿真优化中,通过实例的仿真建模及优化,得到了企业的优化候选策略,为企业的管理者提供了有效的库存决策支持。

(下转第 132 页)

参考文献

- 1 连翠萍.飞机可维修备件供应保障方针优化方法研究[硕士学位论文].长沙:国防科学技术大学, 2005.
- 2 陈建能.基于种间竞争的遗传算法的改进.福建农林大学学报, 2003,32(1):127 - 129.
- 3 杨海清.遗传算法的改进及其应用研究[硕士学位论文].杭州:浙江工业大学, 2004.
- 4 姜昌华,戴树贵,胡幼华.基于遗传算法的随机性(Q,r)库存系统仿真优化.计算机应用, 2006,26(1):184 - 186.
- 5 朱成娟.遗传算法的改进及其若干应用[硕士学位论文].秦皇岛:燕山大学, 2006.