

基于 DE 和 PSO 的混合智能算法及其 在模糊 EOQ 模型中的应用 *

曾宇容¹, 王 林², 富庆亮²

(1. 湖北经济学院 信息管理学院, 武汉 430205; 2. 华中科技大学 管理学院, 武汉 430074)

摘 要: 设计了融合差分进化和 PSO 算法优点的混合智能优化算法 DEPSO, 通过在粒子迭代过程中, 随机选择一定数量的粒子进行差分进化操作, 增加粒子的多样性, 使陷入局部极小的粒子逃出, 以保证 DEPSO 的全局收敛性能, 并采用典型测试函数验证了 DEPSO 的性能。针对模糊相关机会规划 EOQ 模型求解难题, 设计了基于模糊模拟方法和 DEPSO 的智能求解算法来计算模糊事件的可信性, 从而得到了使库存费用不超过预算水平的可信度最大的最优订货量, 算例证实了此求解算法的有效性。

关键词: 经济订货批量; 相关机会规划; 差分进化; 粒子群优化; 混合智能算法

中图分类号: TP391; F251

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)02-0438-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.02.008

Hybrid intelligent algorithm based on differential evolution and particle swarm optimization algorithm and its application in fuzzy EOQ model

ZENG Yu-rong¹, WANG Lin², FU Qing-liang²

(1. School of Information Management, Hubei University of Economics, Wuhan 430205, China; 2. School of Management, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: This paper designed a novel hybrid intelligent algorithm (DEPSO) by integrating advantages of DE and PSO algorithm. During iterative process in the PSO, a certain randomly selected particles would receive the differential evolution operator to increase the diversity of particles. Then, particles with the local minimum would escape to ensure the global convergence of the proposed hybrid algorithm. The performance of DEPSO algorithm was tested using typical test functions. Aiming at the fuzzy dependent-chance programming EOQ model, designed an intelligent algorithm to calculate the credibility of the fuzzy event using DEPSO algorithm and fuzzy simulation. Then, obtained the optimal order quantity for maximizing the credibility of an event such that the total cost did not exceed the budget constraint. At last, a numerical example shows the validity of the proposed algorithm.

Key words: economic order quantity (EOQ); dependent-chance programming; differential evolution (DE); particle swarm optimization (PSO); hybrid intelligent algorithm

0 引言

库存控制的关键问题之一在于合理地确定订货批量, 而各种改进的经济订货批量模型是一类科学适用模型, 并在众多领域得到应用。在现有的 EOQ 模型中, 通常假设需求或采购费用为确定 (假设过于理想导致不实用) 或随机变量 (往往采用概率理论来描述这些不确定因素)。然而, 订货量往往受一些难以准确控制的不确定因素所影响, 如库存费用、订货费用通常表现出不明确、不精确、灵活性等特征。模糊理论对于难以精确化的过程描述有着良好的适应性^[1], 对复杂事物进行模糊度量, 构建的模型将更接近客观事物的真实反映。因此, 模糊 EOQ 模型的研究越来越受到重视, 如文献[2]将订货量与总需求数量以三角模糊数表示, 然后通过重心法去模糊化得到最优订货量; 文献[3]构建了允许客户和零售商延迟支付的易腐产品的模糊 EOQ 模型; 文献[4]进一步研究供应链环境下的

易腐产品的模糊 EOQ 模型, 其需求、库存费用、采购费用和销售费用都为模糊数, 并采用 GMIR 方法进行去模糊化。以上研究多假设模糊数为梯形或者三角等线性的隶属度函数, 然后采用 GMIR/符号距离法或者重心法进行去模糊化, 进而直接进行求解。然而, 当隶属度函数为非线性函数时 (如复杂的指数函数和 Weibull 指数形态), 就无法用传统的去模糊化方法进行处理。

库存问题的目标通常是在满足一定约束情况下极小化总费用目标函数, 当订货费用和存储费用都是模糊变量时, 总库存费用自然也是一个模糊变量。这种情况下, 一般很难直接比较模糊变量的大小, 极小化总费用函数也是很难实现的。另外, 管理人员希望总库存成本不超过一个特定的资金预算水平, 这时可借助相关机会规划的思想 (即极大化不确定事件成立的机会), 进而求得使总成本小于预算水平的可信度最大的最优订货量。因此, 本文针对有广泛实用价值的模糊机会约束

收稿日期: 2011-07-22; **修回日期:** 2011-08-26 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (70801030); 湖北省教育厅科研重点资助项目 (D20112201); 国家教育部人文社会科学研究青年基金项目 (11YJC630275)

作者简介: 曾宇容 (1976-), 女, 湖北武汉人, 副教授, 主要研究方向为进化算法; 王林 (1974-), 男, 湖北枣阳人, 副教授, 博士, 主要研究方向为物流工程 (wanglin982@gmail.com); 富庆亮 (1987-), 男, 黑龙江绥化人, 硕士研究生, 主要研究方向为物流工程。

规划EOQ模型,在文献[1]等研究的基础上,基于差分进化算法和模糊模拟方法,需求具有更高精度的模糊EOQ智能求解新方法。

但是,基本DE算法存在全局寻优效率偏低、容易早熟等缺点,需要改进。王林等人^[5]在DE变异中引入了GA中的轮盘赌方法,将变异中的第一个父代的选择从随机产生改进为按照适应值的优劣进行轮盘赌的方法产生,可加快收敛速度,同时保留DE算法中交叉和选择部分的优点;Ozer^[6]提出利用带有肯定的、不可预测的、非周期的、复杂时空行为和随机特性的混沌映射的方法对DE算法进行初始化,可改进算法的全局寻优能力;Su等人^[7]将差分过程嫁接在量子重组过程中,用量子DE方法对Takagi-Sugeno模糊模型的结构和参数进行优化。

本文将融合PSO和DE算法的优点,利用PSO算法简单、不需要梯度信息等优点来弥补DE算法的缺陷,获得一种全局寻优能力更强、收敛效率更好的混合智能算法。在此基础上借助模糊模拟方法,设计更高精度的模糊EOQ智能求解新算法,对模糊变量的隶属度函数的形态没有特殊要求,适用范围广。

1 模糊相关机会规划EOQ模型

模糊理论采用不精确变量来描述事物,如果 ξ 是模糊变量,其隶属度函数为 $u(x)$,则模糊事件 $\xi \leq r$ 发生的可能性被定义为 $\text{pos}\{\xi \leq r\} = \sup_{x \leq r} u(x)$,模糊事件 $\xi \leq r$ 发生的必要性被定义为 $\text{ne}\{\xi \leq r\} = 1 - \sup_{x > r} u(x)$ 。在此基础上,模糊事件的可信度被定义为 $\text{Cr}\{\xi \leq r\} = \frac{1}{2}(\text{pos}\{\xi \leq r\} + \text{ne}\{\xi \leq r\})$;模糊数 ξ 的期望为 $E[\xi] = \int_0^{+\infty} \text{Cr}\{\xi \geq r\} dr - \int_{-\infty}^0 \text{Cr}\{\xi \leq r\} dr$ 。

相关机会规划是使事件的机会函数在不确定环境下达到最优化的理论^[8]。经典EOQ模型的目标是找出最优订货量,进而使订货成本和存储成本之和最小。另外,在物品采购中,采购成本的预算支出是一定的,在这种情况下,可通过求得使采购总成本低于预算水平的可信度最大的订货量为最优订货量。本研究针对有广泛实用价值的模糊EOQ模型,在文献[1]研究的基础上需求更高精度的求解算法。模糊EOQ中用到的术语如下: t 为某一段时间; h 为单位数量单位时间的存储费用; r 为总成本预算水平; T 为计划期时长; A 为订货费用; D 为计划期内的总需求数量; Q 为单位周期的订货数量。

假设如下:a)不允许缺货;b)假设参数 h 和 A 为在可能性空间 $(\Theta, P(\Theta), \text{pos})$ 为独立的模糊变量。模糊DCP模型为

$$\begin{aligned} \max \quad & \text{Cr}\left\{\frac{hQT}{2} + \frac{AD}{Q} \leq r\right\} \\ \text{s.t.} \quad & 0 < Q \leq D \end{aligned} \quad (1)$$

模型的关键难点是计算每一个给定的 Q 下的可信度 $\text{Cr}\left\{\frac{hQT}{2} + \frac{AD}{Q} \leq r\right\}$ 。

2 混合智能算法DEPSO及其性能测试

2.1 混合智能算法DEPSO

2.1.1 DE算法步骤及其改进

DE算法通过群体内个体间的合作与竞争产生的群体

智能指导优化搜索,采用实数编码、简单变异操作和一对一的竞争生存策略,降低了遗传操作的复杂性。DE算法特有的记忆能力可以使其动态跟踪当前的搜索情况来调整搜索策略,具有较强的全局收敛能力和鲁棒性。DE算法流程如下:

a)初始化。确定个体的变量维数 D ,种群规模 NP ,交叉概率 $CR \in (0, 1]$,随机选取初始种群 $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_i(t), \dots, x_{NP}(t))$, $x_i(t)$ 表示第 t 代种群的第 i 个个体。

b)按式(2)进行变异操作:

$$v_i(t+1) = x_{r_1}(t) + F \times (x_{r_2}(t) - x_{r_3}(t)) \quad (2)$$

其中: r_1, r_2, r_3 为在当代中与 i 不同的随机选取的三个个体, $F \in [0, 2]$ 为缩放因子。

c)交叉操作。交叉操作可以增加种群的多样性,如式(3):

$$u_i^j(t+1) = \begin{cases} v_i^j(t+1) & \text{rand}(0, 1) \leq CR \text{ or } j = \text{rand}(i) \\ x_i^j(t) & \text{rand}(0, 1) > CR \text{ or } j \neq \text{rand}(i) \end{cases} \quad (3)$$

其中: CR 为杂交概率, $CR \in (0, 1]$, $\text{rand}(0, 1) \in [0, 1]$,而 $\text{rand}(i)$ 为 $[1, NP]$ 间的随机整数。这种对于 $u_i^j(t+1)$ 的每一个基因位进行交叉操作的方法,可保证 $u_i^j(t+1)$ 中至少有一个基因位是由 $v_i^j(t+1)$ 提供的。

d)选择操作。DE采用“贪婪”的搜索策略, $u_i(t+1)$ 将与 $X_i(t)$ 比较优劣以决定 $x_i(t+1)$,其中 f 表示适应值函数。

$$x_i(t+1) = \begin{cases} u_i(t+1) & f(u_i(t+1)) < f(x_i(t)) \\ x_i(t) & f(u_i(t+1)) \geq f(x_i(t)) \end{cases} \quad (4)$$

e)判断是否达到停止迭代的条件,如果不满足,转到b)。

本文在将PSO与DE结合之前,先对DE进行了适当的改进,采用自适应的因子 F ,这样可以在一定程度上避免DE算法的缺点。现将自适应方法介绍如下,即变异操作中式(2)由式(5)替代。

$$v_i(t+1) = x_{r_1}(t) + F_{i,G} \times (x_{r_2}(t) - x_{r_3}(t)) \quad (5)$$

其中: $F_{i,G} = F_{i,G} + N(0, 0.5) \times (F_{i5,G} - F_{i6,G})$, $N(0, 0.5)$ 为正态分布,均数为0,标准差为0.5。

2.1.2 PSO算法

PSO模拟鸟群飞行觅食的行为,通过鸟之间的集体协作使群体达到最优。PSO的最大优点在于稳定可靠、适应性强、能在可行的时间内以较大概率获得问题的最优解/近似解^[1, 9]。PSO初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。

假若在 D 维搜索空间中有 NP 个粒子,粒子 $i(i=1, 2, \dots, m)$ 的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,它所经历过的最优位置记做 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,相应的适应值称为个体最优解 P_{best} ;粒子经历过的最优位置记做 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$,相应的适应值称为全局最优解 P_{gbest} 。粒子 i 的飞行速度用 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ 表示,粒子根据式(6)来更新速度和位置:

$$\begin{aligned} V_{id}(t+1) = & w \times V_{id}(t) + r(0, c_1) \times (P_{\text{bestid}}(t) - x_{id}(t)) + \\ & r(0, c_2) \times (P_{\text{gbestid}}(t) - x_{id}(t)) \end{aligned} \quad (6)$$

其中: w 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速常数; $r(0, c_1)$ 和 $r(0, c_2)$ 为两个相互独立的随机函数,分别均匀产生 $(0, c_1)$ 和 $(0, c_2)$ 的随机数。由式(6)可知,粒子的下一代飞行速度由以下三部分组成:a)粒子群原来的速度,反映了粒子群具有记忆性;b)自身认知部分,反映粒子群对自身行进的“思考”;c)社会认知部分,反映粒子群间的信息共享与相互合作,粒子自身的行程将被其他粒子所模仿。

2.1.3 DEPSO 混合算法设计

种群邻域结构的大小为 3,每个粒子的邻居随机产生于其他粒子,增大粒子的全局搜索能力。全部粒子在进行完粒子群算法后,在进入下一次迭代之前,随机选择一定数量的粒子并按照特定规则进行差分进化操作,增加粒子的多样性,使陷入局部极小的粒子逃出,以保证算法的全局收敛性能。DEPSO 算法的流程如下:

- a)初始化。包括 PSO 算法中要用到的种群大小、惯性权重、粒子群位置 X_i 、粒子群速度 V_i 、加速常数 c_1 及 c_2 、DE 算法需要使用的交叉算子 CR 、变异算子 F 。
- b)确定粒子走过的最佳位置 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 和所有粒子走过的最佳位置 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gd})$ 。
- c)利用 b)中确定的粒子最佳位置、粒子群的全局最佳位置和式(6)更新粒子的速度。
- d)选取一定比例的粒子进行差分进化算法。参与差分进化的粒子 P_i 后代位置的产生来自不同于 P_i 的三个粒子,这里分别来自整个种群的最优粒子位置及其他两个粒子的个体最优位置,三个粒子位置的组合形成下一代。
- e)更新种群。若由 DE 算法形成的下一代粒子适应值劣于 P_i ,则 P_i 保持不变, P_i 的个体最优与速度保持不变,只是改变其当前位置;否则 P_i 被取代。
- f)判断是否已满足终止条件,若是,则停止;否则转到 b)。

2.2 DEPSO 算法性能测试

2.2.1 测试函数描述

选择四个经典的测试函数对 DEPSO 算法进行测试,它们各自代表了许多最优化问题中找到的普遍困难,可提供判断给定算法优点和弱点的结构化方法。

a)Sphere 函数。它是一个简单、非线性、凸、单峰、对称函数,是一个算法整体效率的性能衡量,全局最优解是 0。

$$f_1(x) = \sum_{j=1}^n x_j^2, x_j \in [-100, 100]$$

b)Shekel 函数。这个函数包含很多不同深度的散兵坑(本例中有 25 个)围绕在一个相对平坦的表面。很多算法都将陷入它们掉入的第一个散兵坑,全局最小值是 0.998 004。

$$f_2(x) = \frac{1}{0.002 + \sum_{i=1}^{25} 1/(i + \sum_{j=1}^2 (x_j - a_{ij})^6)}, x_j \in [-100, 100]$$

其中: $a_{i1} = \{-32, -16, 0, 16, 32\}$ for $i = 1, 2, 3, 4, 5$

$$\& a_{i1} = a_{i \bmod 5, 1}$$

$$a_{i2} = \{-32, -16, 0, 16, 32\}$$
 for $i = 0, 5, 10, 15, 20$

$$\& a_{i2} = a_{i+k, 2}$$
 for $k = 1, 2, 3, 4$

c)Rastrigin 函数。它是一个多峰函数,在可行域内大约存在 $10n$ 个局部极小值,全局最优解为原点,全局最小值是 0。

$$f_3 = 10n + \sum_{j=1}^n [x_j^2 - 10 \cos(2\pi x_j)]$$
$$x_j \in [-100, 100], n = 10$$

d)General test 函数。它在可行域内有 210 个局部最优解,其全局最小值是 -7.833 23。

$$f_4 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j^4 - 16x_j^2 + 5x_j), x_j \in [-100, 100], n = 10$$

2.2.2 测试结果

为了评估 DEPSO 混合算法的效果,本文与标准 DE 算法进行了对比。为便于比较,标准 DE 算法的 n 、 NP 、 F 和 CR 采用 DEPSO 相同的参数设置,并分别重复解每一个测试函数 100 遍。表 1 为 DEPSO 算法各项的参数设置,四个测试函数的

收敛过程分别如图 14 所示。

表 1 DEPSO 算法参数设置

测试函数	n	NP	F	CR	PR	G	y
Sphere 函数	10	50	1.1	0.3	0.3	300	1
Shekel 函数	10	50	1.1	0.8	0.7	100	1
Rastrigin 函数	10	50	1.1	0.9	0.7	3 500	1
General test 函数	10	50	1.1	0.9	0.8	100	1

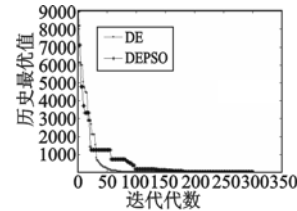


图1 Sphere函数收敛对比图

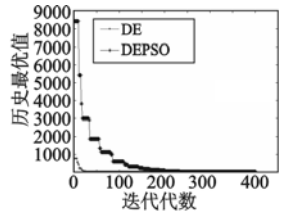


图2 Shekel函数收敛对比图

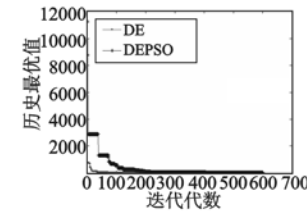


图3 Rastrigin函数收敛对比图

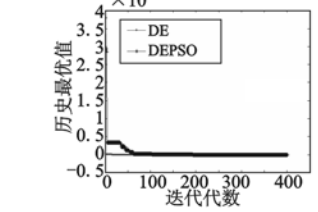


图4 General test函数收敛对比图

1) Sphere 函数 标准 DE 算法从未达到全局最小值 0,算法表现出严重的早熟现象;而 DEPSO 算法每次都快速平稳地收敛于全局最小值。

2)Shekel 函数 标准 DE 算法大部分时间能够收敛于全局最小值 0.998 004,但却有 28 次未收敛,其收敛概率仅为 72%,在所有收敛的实验中,达到最优解所需的平均迭代次数为 55 次;而 DEPSO 算法 100% 收敛于全局最优,其达到最优解所需的平均迭代次数仅为 30 次。

3)Rastrigin 函数 标准 DE 算法均未能达到全局最小值 0,其平均最优值是 2.888 74,最好的一次结果是 0.009 8,而且表现出很慢的收敛速度;DEPSO 算法每次都快速平稳地收敛于全局最小值,其达到最优解所需的平均迭代次数为 14 次。

4)General Test 函数 标准 DE 算法实现了 100% 收敛于全局最小值 -0.783 32,且平均收敛速度为 37 次;DEPSO 算法均收敛于全局最小值,达到最优解所需的平均迭代次数只有 19 次。

2.2.3 算法分析

DEPSO 与标准 DE 算法的本质区别在于算法在生成变异向量时第一次选择父代染色体的策略不同。标准 DE 算法中每一条父代染色体被选中的概率均为 $1/NP$;而 DEPSO 算法采用的是顺序选择的策略,每条父代染色体被选择的概率是不同的,它由该染色体的适应值决定。顺序选择的优点是选择概率可以离线计算,并且选择压力可控。在这四个测试函数中,顺序选择的优点得到了充分体现,无论是在整体寻优能力、跳出局部最优能力还是收敛速度方面,都表现出了其优异的性能。

3 基于模糊模拟和 DEPSO 的模糊 EOQ 求解算法

3.1 模糊模拟

采用模糊模拟的方法可求解隶属度函数为一般形式的可信度,本文可以采用模糊模拟的方法来估计每一个设定 Q 值的 $Cr\left\{\frac{hQT}{2} + \frac{AD}{Q} \leq r\right\}$ 。参照文献[1],给出模糊模拟步骤如下:

- a) 设 $e_1=0, e_2=0, n=1$;
- b) 在 $\Theta=\Theta_1\times\Theta_2$ 中均匀产生一系列 $(\theta_{1n}, \theta_{2n})$, 并使 $\text{pos}[\theta_{in}]>\varepsilon, \varepsilon$ 是一个足够小的数, 得到一组数据 $(h(\theta_{1n}), K(\theta_{2n}))$;
- c) 计算 $h(\theta_{1n})QT/2+A(\theta_{2n})D/Q$, 且令 $\mu=\min\{\mu_h(h(\theta_{1n})), \mu_K(A(\theta_{2n}))\}$;
- d) 若 $h(\theta_{1n})QT/2+A(\theta_{2n})D/Q\leq r$ 且 $e_1<\mu$, 则 $e_1=\mu$; 否则若 $h(\theta_{1n})QT/2+A(\theta_{2n})D/Q>r$ 且 $e_2<\mu$, 则 $e_2=\mu$;
- e) 以 $n+1$ 代替 n 返回 b), 直到迭代次数达到设定的数值;
- f) 返回 $e=(e_1+1-e_2)/2$ 即为 Cr 的值。

3.2 模糊 EOQ 求解算法步骤

将设计基于 DEPSO 和标准的模糊模拟的智能算法用于估计每个模糊事件的可信度, 其中 DEPSO 算法是用于寻找最优解, 步骤如下:

- a) 设 $k=1$ 。
- b) 对于粒子 i 从 $(0, D)$ 中随机产生一个初始位置 Q_i^k , 然后对于粒子 i 从 $(0, V)$ 中随机产生一个速度 V_i^k, V 是最大速度, $i=1, 2, \dots, N, N$ 是粒子的数量。
- c) 设 P_i^k 是粒子 i 的一个位置, 并且 $Cr\left[\frac{hP_i^kT}{2}+\frac{AD}{P_i^k}\leq r\right]=\max_{1\leq l\leq k}\left[\frac{hQ_l^kT}{2}+\frac{AD}{Q_l^k}\leq r\right]$ 的值可通过标准的模糊模拟方法计算得出^[1], P_i^k 是粒子 i 的最优位置。进一步, 设 P_g^k 的位置满足 $Cr\left[\frac{hP_g^kT}{2}+\frac{AD}{P_g^k}\leq r\right]=\max_{1\leq l\leq k, 1\leq i\leq N}\left[\frac{hQ_l^kT}{2}+\frac{AD}{Q_l^k}\leq r\right]$, 则 P_g^k 是粒子的全局最优位置。
- d) 在当前种群中选取一定比例的粒子进行差分进化, 依次进行变异、交叉和选择, 如果进行 DE 算法后得到的粒子的效果更好, 则用新得到的粒子替换原粒子; 否则保持原粒子不变。
- e) 根据式(6)更新 V_i^{k+1} , 设 $Q_i^{k+1}=Q_i^k+V_i^{k+1}$ 。
- f) 用 $k\leftarrow k+1$, 如果循环次数未达到预设数值, 返回 c)。
- g) 返回 P_g^k 的值即为最优解。

4 算例

为了进行有效对比, 采用文献[1]相同的算例, 即考虑一个不允许缺货, 计划期为 $T=30$ 的模糊 EOQ 库存系统, 计划期内总需求量 $D=125$, 库存成本 $h=(3, 4, 5, 6)$, 订货成本 $A=(60, 65, 70)$ 。需要求出总成本不超过 1 650 的最优订货量及其对应的最大可信度, 可建立模糊 EOQ 模型如下:

$$\begin{aligned} \max Cr\left[\frac{30hQ}{2}+\frac{125A}{Q}\leq 1650\right] \\ \text{s. t. } 0 < Q \leq 125 \end{aligned}$$

利用 DEPSO 和模糊模拟方法的求解算法来求解, 设最大速度 $v=2$, 惯性常数 $\omega=0.4$, 加速常数 $c_1=c_2=1$; 迭代 100 次下得到的最大可信度如图 5 所示。

从图 5 可以看出, 最大可信度在进行 80 次迭代后趋于稳定, 此时:

$$Q^*=10.87270, \quad Cr\left[\frac{30hQ^*}{2}+\frac{125A}{Q^*}\leq 1650\right]=0.8504$$

为验证 DEPSO 算法的性能, 也将该模型采用标准的 PSO

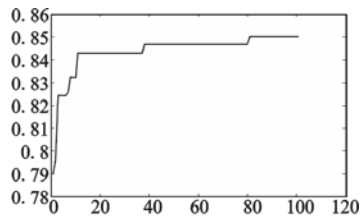


图5 DEPSO运行收敛过程

算法进行了运算, 如文献[1]的参数设定是: 最大速度为 $v=2$, 惯性常数 $\omega=0.4$, 加速常数 $c_1=c_2=1$; 迭代进行了 1 000 次, 在迭代进行了 600 次时结果趋于稳定, 此时:

$$Q^*=10.0377, \quad Cr\left[\frac{30hQ^*}{2}+\frac{125A}{Q^*}\leq 1650\right]=0.7858$$

通过对比发现, DEPSO 运行的结果收敛更快、结果更理想。

5 结束语

本文属于新颖的库存模型与智能优化算法的交叉研究, 主要工作和贡献如下: a) 融合 PSO 和 DE 算法的优点, 设计了一种新的混合智能优化算法, 并通过测试函数证实了该算法收敛精度高、收敛速度快, 且稳定可靠; b) 针对存储费用和订货费用均为模糊变量的 EOQ 模型, 基于设计的混合算法和模糊模拟技术得出模糊总成本小于资金预算下可信度最大的最优订货量。此模型有较高的实用性, 同时丰富了不确定库存决策理论。未来将深入研究模糊环境下考虑供应链整体优化的 EOQ 模型, 并结合其他进化算法的优点设计更稳定、收敛速度快的混合 DE 求解算法。

参考文献:

[1] 王林, 刘君, 曾宇容, 等. 基于粒子群优化算法和模糊模拟的核电机件模糊 EOQ 模型研究[J]. 系统工程, 2008, 26(11): 123-126.

[2] YAO J S, CHANG S C, SU J S. Fuzzy inventory without backorder for fuzzy order quantity and fuzzy total demand quantity[J]. Computers & Operations Research, 2000, 27(10): 935-962.

[3] MAHATA G C, GOSWAMI A. An EOQ model for deteriorating items under trade credit financing in the fuzzy sense[J]. Production Planning & Control, 2007, 18(8): 681-692.

[4] MAHATA G C, MAHATA P. Analysis of a fuzzy economic order quantity model for deteriorating items under retailer partial trade credit financing in a supply chain[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 53(9/10): 1621-1636.

[5] 王林, 富庆亮, 曾宇容. 基于遗传和差分进化算法的备件库存协同控制模型[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(10): 2257-2264.

[6] OZER A B. CIDE: chaotically initialized differential evolution[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(6): 4632-4641.

[7] SU Hai-jun, YANG Yu-pu. Differential evolution and quantum-inspired differential evolution for evolving Takagi-Sugeno fuzzy models[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6447-6451.

[8] LIU Bao-ding. Dependent-chance programming in fuzzy environments[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 109(1): 133-140.

[9] SHEN Yuan-xia, WANG Guo-yin, TAO Chun-mei. Particle swarm optimization with novel processing strategy and its application[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2011, 4(1): 100-111.