

文章编号:1000-582X(2012)08-092-09

## 集成化服务链多目标全局优化模型与算法

吴映波<sup>a,b</sup>, 王旭<sup>c</sup>, 刘昕<sup>a</sup>

(重庆大学 a. 软件学院; b. 现代物流重庆市重点实验室; c. 机械工程学院, 重庆 400044)

**摘要:** 基于集成化服务链网络模型和候选服务资源评价指标, 建立集成化服务链的多目标全局优化模型, 并提出一种基于改进多目标遗传算法的集成化服务链多目标全局优化算法。算法采用基于距离的无参数种群多样性度量算子, 在适应值分配、精英保持和选择操作中均进行了种群多样性控制, 能在满足多约束条件下同时优化多个目标, 得到一组满足决策者不同主观偏好的 Pareto 全局最优解集。仿真实验表明算法具有全局收敛性并具有较好的解的质量和分布, 能有效求解集成化服务链多目标全局优化问题。

**关键词:** 集成化服务链; 多目标优化; 全局优化; 多目标遗传算法

**中图分类号:** TH166; TP391

**文献标志码:** A

## Research on multi-objective global optimization model and algorithm of integrated service chain

WU Yingbo<sup>a,b</sup>, WANG Xu<sup>c</sup>, LIU Xin<sup>a</sup>

(a. College of Software; b. Chongqing Key Laboratory of Logistics; c. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** Based on the network model of integrated service chains and evaluation index of candidate service resources, optimizing integrated service chain can be formally defined as a multi-objective global optimization model with multiple constraints. We propose a multi-objective global optimization algorithm based on improved multi-objective genetic algorithms. The proposed algorithm uses a distance-based nonparametric population diversity measurement operator, and diversity control is involved in the process of adaptive value assignment, elitist maintaining and selection operation. The proposed algorithm can optimize multiple objectives at the same time on the premise of meeting the constraints, and finally get a constrained Pareto optimum solution set which satisfy decision makers' prefers. The simulation experiments indicate that the proposed algorithms can achieve global convergence and has better solution quality and distribution, which efficiently solve the problem of integrated service chain multi-objective global optimization.

**Key words:** integrated service chain; multi-objective optimization; global optimization; genetic algorithms

收稿日期: 2012-03-01

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2006AA04A123); 重庆市重大科技攻关计划资助项目(2010AA2044); 重庆市科技攻关计划资助项目(2010AC2071)

作者简介: 吴映波(1978-), 男, 重庆大学博士, 主要研究方向为服务科学、服务系统工程与企业分布式计算, (E-mail) wyb@cqu.edu.cn。

集成化服务链是一种面向客户集成服务需求,实现服务链内外部各种服务资源优化整合的服务网络。一个集成化服务链网络中包含有若干个服务链节点,每个服务链节点可能对应有多种候选服务资源。集成化服务链为获得整体竞争优势,需统筹协调和优化整合各服务链节点的候选服务资源,即优化选择各服务链节点的服务资源,使得集成化服务链的整体绩效全局最优。这是一种为达到特定管理目标并在诸多约束下所实施的服务链管理行为<sup>[1]</sup>,可建模为一个含约束条件的多目标全局优化问题,即在多约束条件下,为每个集成化服务链节点选择最佳的候选服务资源,并使得集成化服务链的多个整体绩效目标全局最优。

在集成化服务链全局优化建模中,需从实际的集成化服务链网络模型出发,考虑集成化服务链节点间的各种服务资源整合关系。现有研究仅考虑到服务链节点间服务资源的线性整合关系,缺乏对更多服务资源整合关系的考虑。另外,对于集成化服务链的多个全局优化目标,现有研究主要采用线性加权方法将多目标转换为单目标,再通过传统启发式算法或现代智能算法如遗传算法<sup>[2]</sup>、粒子群算法<sup>[3-4]</sup>或蚁群算法<sup>[5-6]</sup>等进行求解。通过线性加权法将多个目标转化得到的单目标函数对权重向量的设置敏感,权重向量的变化会导致优化结果出现较大差异。而且权重向量的设置缺少指导性原则,往往

依赖于领域特定知识和决策者的主观经验<sup>[7]</sup>。另外,对于多目标优化的 Pareto 前端的凹部,基于线性加权法的单目标优化算法无法保证稳定的逼近问题的 Pareto 前沿,且每次优化最多只能产生一个最优解<sup>[8]</sup>,不能为管理决策者的提供多种优化决策选择。

笔者在形式化描述集成化服务链网络模型基础上,建立其多目标全局优化模型,并提出了一种基于改进多目标遗传算法的集成化服务链多目标全局优化算法(integrated service chain multi-objective global optimization algorithms,简称 ISCMGOA)。ISCMGOA 在满足约束条件下可同时优化多个目标,并得到一个 Pareto 全局最优解集。解集中的每个解都对应一个满足约束的 Pareto 全局最优集成化服务链构建方案,克服了基于线性加权的单目标优化每次求解只能获得一个最优解的不足。管理决策者可根据其主观偏好从解集中选择其中一个作为集成化服务链的最终构建方案,扩大其优化决策的选择范围。

## 1 问题描述与优化模型

### 1.1 问题描述

一个集成化服务链可抽象为如图 1 所示的有向链路网络模型。定义 1~3 给出了其具体的形式化描述。

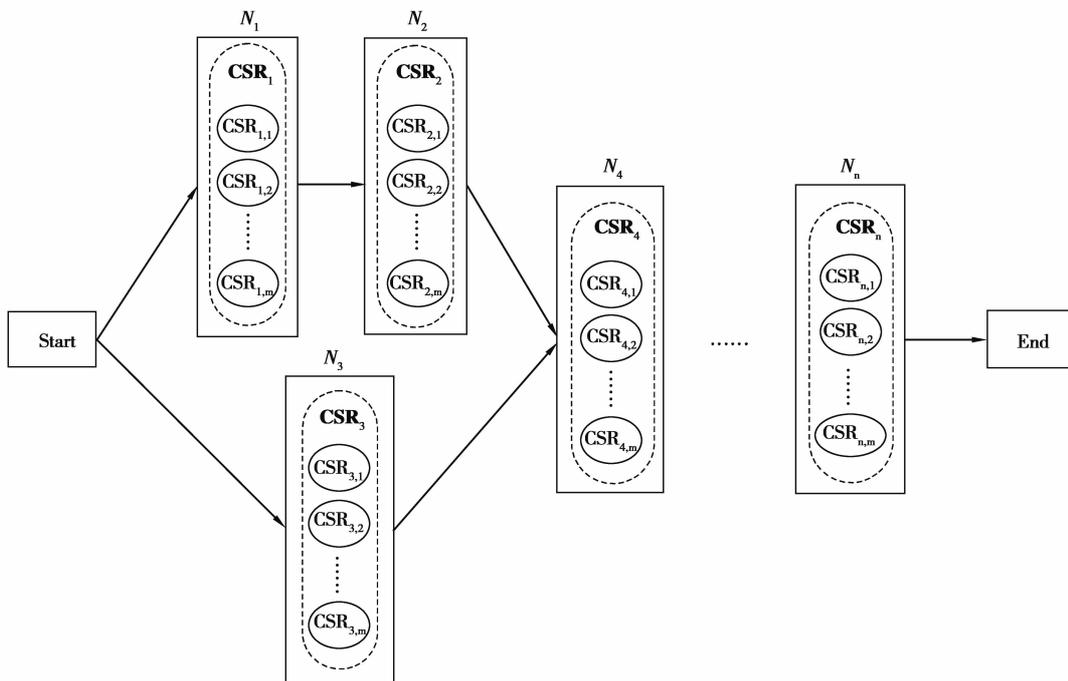


图 1 集成化服务链有向链路网络模型示意图

**定义 1** 集成化服务链网络模型(integrated service chain network model, ISCNM)。

集成化服务链网络模型是一种由服务链节点与节点间的有向链路所组成的有向链路网络。可形式化表示为  $ISC=(N,E)$ , 其中  $N$  为集成化服务链节点集,  $E$  为集成化服务链节点间的有向链路, 且  $E=\{(u,v)|u,v \in NS_i, i=1,2,\dots,n\}$ 。  $E$  可分为顺序、并行和选择 3 种基本类型。

**定义 2** 候选服务资源集(candidate service resource set, CSR)。

每个集成化服务链节点对应有一个候选服务资源集。候选服务资源集中的每个候选服务资源具有相同服务资源能力但具有相同或不同的服务资源评价指标值。用  $CSR_i$  表示编号为  $i(i=1,2,\dots,m)$  的集成化服务链节点对应的候选服务资源集。

**定义 3** 候选服务资源(candidate service resource)。

对于候选服务资源集中的每个候选服务资源, 可用唯一编号标示,  $CSR_i$  中编号为  $j(j=1,2,\dots,m)$  的候选服务资源可表示为  $CSR_{i,j}$ 。每个候选服务资源还有相应的评价指标, 如服务资源的服务质量等级、价格、时间和信誉等级等。

假设一个集成化服务链中包含有  $n$  个集成化服务链节点, 每个集成化服务链节点有  $m$  个候选服务资源, 在不考虑约束的情况下, 则共有  $m^n$  种可能的集成化服务链构建方案。

## 1.2 优化模型

不失一般性, 假设每个集成化服务链节点的候选服务资源均具有 4 个不同的评价指标: 服务质量等级  $Q$ (quality level), 成本指数  $C$ (cost), 服务时间  $T$ (time) 和服务信誉等级  $Cre$ (credit level)。集成化服务链的全局优化目标为最大化集成化服务链的平均服务质量等级  $Q_c$  和最小化总服务成本  $C_c$ , 约束为平均服务信誉等级不低于  $Cre_{min}$ , 总服务时间不超过  $T_{max}$ 。最大化平均服务质量等级  $Q_c$  和最小化总服务成本  $C_c$  的集成化服务链优化目标可等价于最小化  $-Q_c$  和  $C_c$ , 则该含约束条件的集成化服务链多目标全局优化模型为

$$\begin{aligned} & \text{Min}(-Q_c, C_c), \\ & \text{st.} \\ & \begin{cases} Cre_c \geq Cre_{min}, \\ T_c \leq T_{max}. \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

以下分别给出顺序、并行、选择 3 种基本网络模型和混合网络模型的集成化服务链全局优化目标函数与约束的构造方式。

### 1.2.1 顺序网络模型

顺序网络模型的集成化服务链节点间满足一定时序关系如图 1 所示, 节点间服务资源是一种线性整合关系。

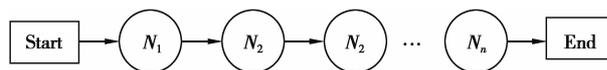


图 2 顺序网络模型

$$\begin{aligned} Q_c &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Q_i, C_c = \sum_{i=1}^n C_i, Cre_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Cre_i, \\ T_c &= \sum_{i=1}^n T_i. \end{aligned} \quad (2)$$

### 1.2.2 并行网络模型

基于并行网络模型的集成化服务链节点相互间是并发关系, 如图 3 所示。

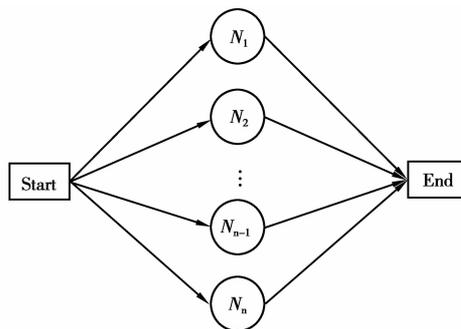


图 3 并行网络模型

$$\begin{aligned} Q_c &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Q_i, C_c = \sum_{i=1}^n C_i, \\ Cre_c &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Cre_i, T_c = \text{Max}(T_1, T_2, \dots, T_n). \end{aligned} \quad (3)$$

### 1.2.3 选择网络模型

假设选择网络模型中的第  $i$  个集成化服务链节点被选中的概率为  $a_i$ , 且  $\sum_{i=1}^n a_i = 1$ 。

$$\begin{aligned} Q_c &= \sum_{i=1}^n a_i Q_i, C_c = \sum_{i=1}^n a_i C_i, \\ Cre_c &= \sum_{i=1}^n a_i Cre_i, T_c = \sum_{i=1}^n a_i T_i. \end{aligned} \quad (4)$$

### 1.2.4 混合网络模型

在一个实际集成化服务链中, 更多的是包含 2 种或 2 种以上基本网络模型的混合服务链模型。图 5 所示为同时包含顺序、并行和选择 3 种基本网

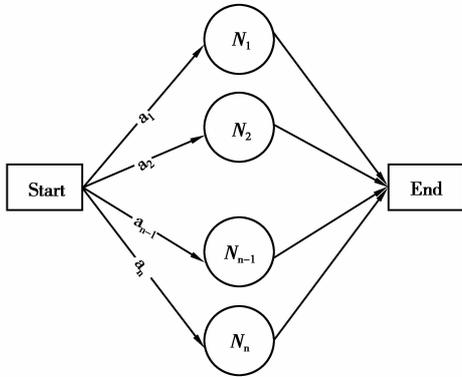


图 4 选择网络模型

络模型的混合网络模型。其中服务链节点总数为  $n$ , 有  $m$  个相互平行的服务链节点,  $k$  个相互串行的服务链节点,  $l$  个选择服务链节点且选择概率为  $a_i$ , 且  $\sum_{i=m+k+1}^n a_i = 1$ 。

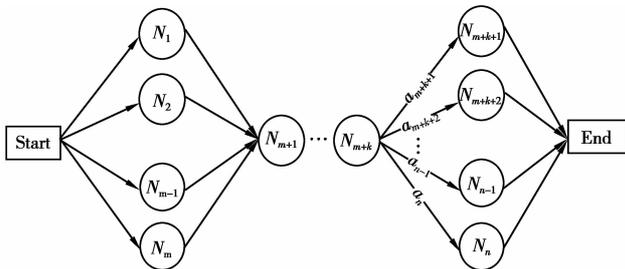


图 5 混合集成化服务链模型

$$\left. \begin{aligned}
 Q_c &= \frac{\sum_{i=1}^{m+k} Q_i + \sum_{i=m+k+1}^n a_i Q_i}{m+k+l}, \\
 C_c &= \frac{\sum_{i=1}^{m+k} C_i + \sum_{i=m+k+1}^n a_i C_i}{m+k+l}, \\
 Cre_c &= \frac{\sum_{i=1}^{m+k} Cre_i + \sum_{i=m+k+1}^n a_i Cre_i}{m+k+l}.
 \end{aligned} \right\} (5)$$

$$T_c = \text{Max}(T_1, T_2, \dots, T_m) + \sum_{i=m+1}^{m+k} T_i + \sum_{i=m+k+1}^n a_i T_i.$$

## 2 ISCMGOA 算法设计

### 2.1 算法流程图

ISCMGOA 算法的流程图如图 6 所示, 算法的主要步骤为编码、种群初始化、适应度计算、精英保持、选择、交叉变异和输出满足约束的 Pareto 全局最优解集。

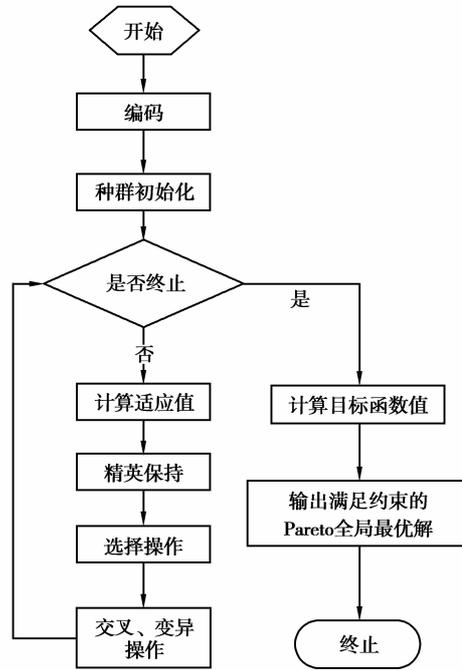


图 6 算法流程图

### 2.2 染色体编码策略

每个集成化服务链构建方案可由一组服务链节点所选择的服务资源编号来表示, 而服务资源的编号一般为十进制整数, 如果采用二进制编码的方式进行染色体编码既不直观, 还会引入失效个体, 因此采用实数编码策略。假设集成化服务链中有  $n$  个服务链节点, 编号为  $1, 2, \dots, n$ 。第  $i$  号服务链节点的候选服务资源集大小为  $im$ , 候选服务资源集中服务资源的编号为  $1, 2, \dots, im$ 。每个染色体共有  $n$  个基因位, 第  $i$  个基因位的编码空间即为第  $i$  个服务链节点的候选服务资源集, 编码空间的大小等于候选服务资源集规模。图 7 为包含 10 个服务链节点, 每个服务链节点均选择第 3 号服务资源的服务链构建方案的染色体编码示意图。

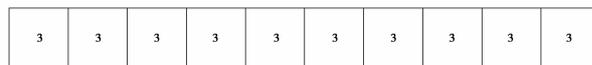


图 7 染色体编码示意图

采用实数编码策略的编码方法简单直观, 各个服务链节点候选资源集的变化仅造成对应基因位编码空间的变化, 染色体编码只与每个服务链节点选择的候选服务资源编号有关。

## 2.3 种群初始化

初始化种群中的个体采用随机生成方式,随机生成的每个个体需满足约束。算法步骤见算法 1,其中  $random()$  表示返回一个随机个体。

### 算法 1 种群初始化。

输入:约束关系  $S$ ,种群大小  $N$ ;

输出:初始种群  $P$ 。

- 1)  $P \leftarrow \phi$ ;
- 2) while( $|P| < N$ );
- 3)  $temp = Random()$ ;
- 4) 如果  $temp$  不满足约束,转到 3);
- 5)  $P \leftarrow P \cup temp$ ,转到 2);
- 6) 输出  $P$ 。

## 2.4 交叉与变异算子

染色体的交叉算子采用两点交叉算子,即对于执行交叉操作的 2 条染色体,首先随机选择 2 个交叉点  $start, end (start \neq end)$ ,然后交换两条染色体从基因位  $start$  到基因位  $end$  之间的遗传信息。图 8 所示为染色体  $C_i$  与  $C_j$  交叉操作示意图,其中染色体编码长度为  $n$ ,交叉点分别为 2 和 4。

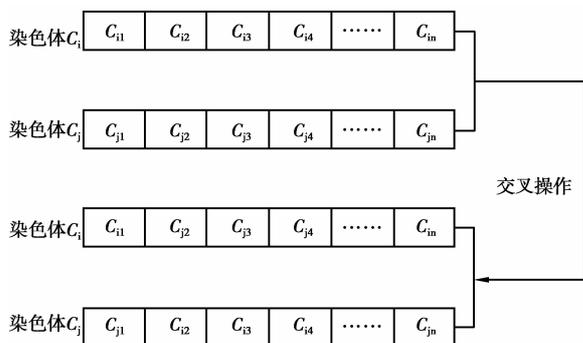


图 8 两点交叉算子示意图

染色体变异算子为随机单点变异算子,对于要执行变异操作的一条染色体,首先随机选择变异位置  $m$ ,然后将基因位  $m$  处的基因编码  $C_m$  替换成从  $m$  号服务链节点候选服务资源集中随机选择的服务资源编号  $C_r (C_r \neq C_m)$ 。

## 2.5 考虑约束的目标函数值计算

由于集成化服务链全局优化问题中包含有多个约束条件,除了初始种群中的个体一定满足约束条件之外,进化过程中的各代种群均会因为交叉或变异操作引入不满足约束的非法个体,因此需要进行约束处理。参考文献[9]的思路,在目标函数的计算中引入一个惩罚操作来处理非法个体。设惩罚因子

为  $PNF$ (设为常数 2),计算目标函数值的步骤见算法 2。

### 算法 2 计算目标函数值。

输入:服务链构建方案  $J$ ;

输出: $-Q_c, C_c$ 。

- 1) 计算  $Q_c, C_c$  的值;
- 2) 如果  $J$  满足约束条件  $S$ ,转到 4);
- 3)  $Q_c \leftarrow Q_c / PNF, C_c \leftarrow C_c \times PNF$ ;
- 4) 输出  $-Q_c, C_c$ 。

## 2.6 基于距离的无参数种群多样性度量算子

为了避免算法陷入早熟收敛,需要考虑维持种群的多样性。常见的维持种群多样性的方式有小生境技术<sup>[10]</sup>、基于信息熵的种群多样性保持<sup>[11-12]</sup>和基于染色体距离的种群多样性保持<sup>[13-14]</sup>。但是小生境技术对于小生境参数非常敏感,而基于信息熵的方法计算量较大,同时也需要设置参数。本文采用文献[14]提出的基于染色体距离的种群多样性度量方法,设计了一种基于距离的无参数多目标遗传算法种群多样性度量算子。

首先定义个体间的相似度,假设个体  $x, y$  属于同一个代种群中的两个个体,个体有  $L$  个基因位,  $S(x, y)$  为  $x$  和  $y$  之间基于海明距离的相似度。

$$S(x, y) = \frac{I}{L}, I = \sum_{i=1}^L x_i \oplus y_i; \quad (6)$$

$$x_i \oplus y_i = \begin{cases} 0, & x_i \neq y_i; \\ 1, & x_i = y_i. \end{cases}$$

算法 3 给出了基于距离的种群多样性计算步骤。

### 算法 3 种群多样性计算。

输入:个体  $p$ ,种群  $pop$ ,且  $p \in pop$ ;

输出:个体  $p$  种群多样性  $D_p$ 。

- 1)  $S \leftarrow 0, D_p = 0$ ;
- 2) For each  $i \in pop \wedge i \neq p$ ;
- 3)  $S \leftarrow D(i, p)^2 + S$ ;
- 4) End For;
- 5)  $D_p = 1 - \frac{1}{N-1} S$ 。

算法 3 的调用行式为  $CalDiversity(p, pop)$ ,其中  $p \in pop$ 。

## 2.7 考虑种群多样性控制的个体适应度计算

个体适应度计算分为三个步骤,依次为计算目标函数值, Pareto 排序和适应值分配。在求得目标函数值之后,先对种群内的个体按照非支配关系进

行排序,采用文献[15]中介绍的基于 Pareto 支配关系的快速排序算法进行排序,排序结果为种群内的个体依次被赋予  $1, 2, \dots, r$  等不同的 Pareto 排序值。

假设种群大小为  $N$ ,  $pop$  为当代种群中所有个体的集合,考虑种群多样性控制的适应度分配见算法 4。

**算法 4** 考虑种群多样性控制的适应值分配。

输入:个体  $p$ , 个体 Pareto 排序值  $r$ ;

输出:适应值  $f$ 。

1)  $D_p = \text{CalDiversity}(p, pop)$ ;

2)  $f = \frac{D_p}{r}$ 。

## 2.8 考虑种群多样性控制的精英保持

为保证算法的全局收敛性,需采用精英个体裁剪和种群多样性排序来保证外部种群的多样性,见算法 5。其中  $\text{Front}(P)$  表示当前种群  $P$  中所有 Pareto 排序值为 1 的个体集合,即  $P$  的 Pareto 非支配集; $\text{constr}(p)$  在个体  $p$  满足约束条件是返回真,否则返回假; $\text{caldom}(p, P^*)$  表示计算种群  $P^*$  中受个体  $p$  支配的个体的集合; $\text{SortbyDiversity}(temp)$  表示对  $temp$  集合中的个体按相对于  $P_{t+1}$  的种群多样性进行降序排列; $\text{Cut}(pop)$  表示对种群  $pop$  进行裁剪,对于染色体编码重复的个体,只随机保留其中一个个体,其余个体从  $pop$  中删除。

**算法 5** 考虑种群多样性控制的精英保持策略

输入:第  $t+1$  代种群  $P_{t+1}$  和第  $t$  代外部种群  $P_t^*$ ;

输出:第  $t+1$  代外部种群  $P_{t+1}^*$ 。

1)  $temp \leftarrow \phi, P_{t+1}^* \leftarrow \phi$ ;

2) 计算  $pop = \text{Front}(P_{t+1})$ ;

3) For each  $p \in pop$  do;

4) if  $\text{constr}(p)$  then;

5)  $\epsilon \leftarrow \text{caldom}(p, P_t^*)$ ;

6) if  $\epsilon \neq \phi$  then;

7) 删除  $P_t^*$  中属于集合  $\epsilon$  的个体,同时将个体  $p$  加入集合  $P_{t+1}^*$ ;

8) else;

9)  $temp = temp \cup p$  // 将个体  $p$  加入  $temp$  集合;

10) End For;

11)  $P_{t+1}^* \leftarrow P_{t+1}^* \cup P_t^*$ ;

12)  $n \leftarrow \text{Min}(|temp|, N^* - |P_{t+1}^*|)$ ;

13)  $\text{SortbyDiversity}(temp)$ ;

14) 选择  $temp$  集合中种群多样性较大的前  $n$  个体加入集合  $P_{t+1}^*$ ;

15)  $\text{cut}(P_{t+1}^*)$ ;

16) Output  $P_{t+1}^*$ 。

## 2.9 考虑种群多样性控制的选择操作

选择操作分两部分,首先按轮盘赌方式选择进入交配池的个体,再通过基于距离的种群多样性度量算子选择外部精英种群中种群多样性较大的个体进入交配池,以保证交配池中个体的多样性,见算法 6。其中  $N_1$  表示由种群  $P_t$  进入交配池的个体个数,  $N_2$  表示由外部种群  $P^*$  进入交配池的个体,  $N_1$  和  $N_2$  之和等于种群大小  $N$ ,文中设置  $N_2$  大小为  $N/8$ 。

**算法 6** 选择操作。

输入:第  $t$  代种群  $P_t$  和第  $t$  代外部种群  $P_t^*$ ;

输出:第  $t$  代交配池  $P_t^m$ 。

1)  $P_t^m \leftarrow \phi$ ;

2) 从  $P_t$  中按轮盘赌方式选择  $N_1$  个个体进入  $P_t^m$ ;

3) 计算  $P_t^*$  中每个个体相对于种群  $P_t^*$  的多样性,并按降序排列;

4) 从  $P_t^*$  中选择种群多样性较大的前  $N_2$  个个体进入  $P_t^m$ ;

5) 输出  $P_t^m$ 。

## 2.10 算法时间复杂度分析

假设目标的数目为  $m$ ,约束的数目为  $c$ ,种群规模为  $N$ ,外部种群数目为  $N^*$ ,迭代次数为  $G$ 。则种群初始化算法的时间复杂度为  $O(cN)$ ,考虑种群多样性控制的适应值分配算法的时间复杂度为  $O((m+c)N^2)$ ,考虑种群多样性控制的个体选择操作的时间复杂度为  $O((N^*)^2 + N)$ ,交叉和变异操作的时间复杂度均为  $O(N)$ ,考虑种群多样性控制的精英保持算法的时间复杂度为  $O((m+c)NN^*)$ ,则 ISCMGOA 算法总时间复杂度为  $O((m+c)NN^* + (N^*)^2 + (m+c)N^2 + 3N)G + cN$ 。(7)

显然,ISCMGOA 算法的总时间复杂度为多项式时间复杂度。

## 3 仿真实验与分析

### 3.1 仿真实验设计

以某集成化物流服务链的多目标全局优化为例来验证算法的有效性。该集成化物流服务链如图 9

所示,其中  $N_1$ 、 $N_2$ 、 $N_6$  和  $N_{10}$  号服务链节点分别表示为货代、船代、装箱与配送。 $N_3$ 、 $N_4$  和  $N_5$  为 3 个并行节点,分别表示仓储 A、仓储 B、仓储 C。3 个选择节点  $N_7$ 、 $N_8$  和  $N_9$  分别代表运输 A、运输 B 和运输 C,选择概率均为 1/3。

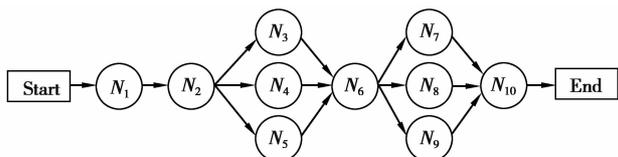


图 9 某集成化物流服务链示意图

每个节点的候选物流服务资源分别有四个评价指标,即服务质量等级  $Q$ 、服务成本指数  $C$ 、服务时间  $T$  和服务信誉等级  $Cre$ 。评价指标取值设定范围为  $Q$  取 1 到 5 的离散整数值,  $1.0 \leq C \leq 20.0$ ,  $1.0 \leq T \leq 10.0$ ,  $Cre$  取 1 到 5 的离散整数值。根据式(2)-(5),目标函数和约束向量的计算如下:

$$-Q_c = -\frac{1}{10} \left( \sum_{i=1}^6 Q_i + \sum_{i=7}^9 \frac{1}{3} Q_i + Q_{10} \right), \quad (8)$$

$$C_c = \sum_{i=1}^6 C_i + \sum_{i=7}^9 \frac{1}{3} C_i + C_{10}, \quad (9)$$

$$Cre_c = \frac{1}{10} \left( \sum_{i=1}^6 Cre_i + \sum_{i=7}^9 \frac{1}{3} Cre_i + Cre_{10} \right), \quad (10)$$

$$T_c = T_1 + T_2 + \text{Max}(T_3, T_4, T_5) + T_6 + \sum_{i=7}^9 \frac{1}{3} T_i + T_{10}, \quad (11)$$

仿真实验为最大化该集成化物流服务链的平均服务质量等级  $Q_c$  和最小化其总服务成本  $C_c$ ; 约束为平均服务信誉等级  $Cre_c \geq 3$ , 总服务时间  $T_c \leq 30$ 。

算法实验仿真环境为 HP E2200 双核 PC 机, CPU 主频 2.20 GHz, 内存大小为 2.0 GB, 算法实现语言为 C++, 编译器为 Intel C++ compiler 11.0, 算法运行系统平台为 Windows XP SP3。

### 3.2 算法可行性分析

通过记录 ISCMGOA 算法的执行时间来测试算法的可行性, 分别进行了 2 组对比实验。对比实验 1 比较不同种群规模下的算法执行时间, 设置种群规模分别为 16、32 和 64, 每个集成化服务链节点对应候选服务资源数目默认为 32。下表 2 和图 10 给出了在迭代次数分别为 100、200、300 和 400 代时算法 10 次运行的平均时间, 单位为 s。

从表 2 和图 10 可知, 种群规模增大之后, 算法的执行时间呈线性增加, 符合算法时间复杂度的理

论分析结果。

表 2 不同种群规模下的算法执行时间 s

迭代次数	种群规模		
	32	64	128
100	0.032	0.093	0.266
200	0.063	0.155	0.531
300	0.094	0.26	0.812
400	0.12	0.338	1.078

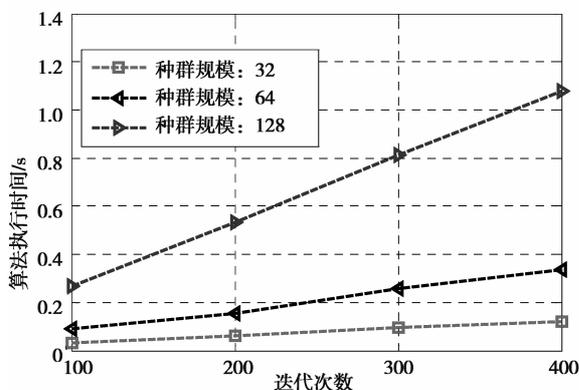


图 10 不同种群规模下的算法执行时间比较

对比实验 2 比较不同候选服务资源规模下的算法执行时间。下表 3 给出了当种群规模为 64, 每个服务链节点对应的候选服务资源数目分别为 16、32 和 64, 迭代次数分别为 100、200、300 和 400 代时, 算法 10 次运行后的平均时间。

表 3 不同服务规模下的算法执行时间 s

迭代次数	候选服务资源规模		
	16	32	64
100	0.094	0.093	0.094
200	0.156	0.155	0.157
300	0.25	0.26	0.25
400	0.328	0.338	0.328

从表 3 可知, 候选服务资源规模对算法的执行时间没有太大影响, 这既与算法时间复杂度的理论分析结果一致, 也说明了算法具有较好的鲁棒性。

### 3.3 种群多样性控制策略实验分析

为了验证提出的基于距离的种群多样性控制策略对克服算法早熟收敛的作用, 设计了对比实

验 3 对采用种群多样性控制和不采用种群多样性控制(仅根据个体的 Pareto 排序数分配适应值,同时在选择操作和精英保持中去除与种群多样性保持相关的操作)的两种情况进行比较。其中,种群大小为 64,每个节点对应的候选服务资源数目为 32,迭代次数为 400 代。图 11 所示的为基于距离的种群多样性机制对最终约束 Pareto 最优解集的影响。

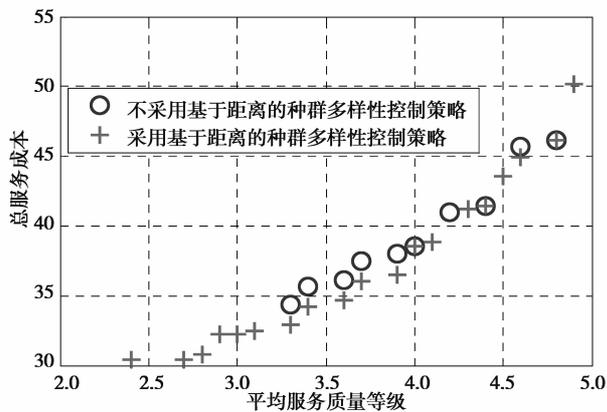


图 11 基于距离的种群多样性控制策略对解集的影响

图 11 所示的实验结果表明,算法采用基于距离的种群多样性控制策略可有效克服多目标遗传算法的早熟收敛,而且增加了约束 Pareto 最优解的数量,同时解的质量和分布也有显著改善。

### 3.4 与基于线性加权的单目标优化比较

设计对比实验 4,将 ISCMGOA 和基于线性加权的单目标优化进行比较。下面给出基于线性加权的单目标函数构造方法。

首先对服务质量等级  $Q_c$  和服务成本指数  $C_c$  进行归一化,归一化公式为

$$Q_c = \frac{Q_{c \max} - Q_c}{Q_{c \max} - Q_{c \min}}, \quad (13)$$

$$C_c = \frac{C_c - C_{c \min}}{C_{c \max} - C_{c \min}}. \quad (14)$$

根据式(13)和(14)归一化处理后的服务质量等级  $Q_c$  和服务成本指数  $C_c$  均在  $[0, 0, 1, 0]$  区间内,经线性加权后得到的单目标函数为

$$f = \frac{1}{2}Q_c + \frac{1}{2}C_c. \quad (15)$$

同时为保证实验比较的公平性,基于线性加权的单目标优化算法的编码方式和参数设置与 ISCMGOA 保持一致,选择操作采用轮盘赌方式,交叉概率和变异概率分别为 0.8 和 0.5。种群大小为 64,每个节点对应的候选服务资源数为 32,迭代次

数为 400。将基于线性加权的单目标优化算法运行 19 次得到的 19 个最优解与 ISCMGOA 一次运行得到的 19 个非支配解进行比较,结果如图 12 所示。

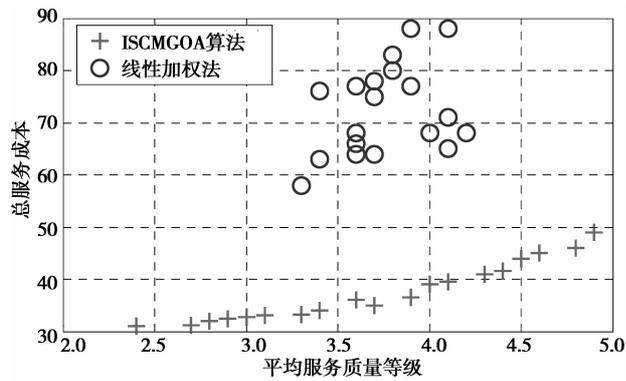


图 12 线性加权法与 ISCMGOA 解集对比

由图 12 可知,ISCMGOA 算法解的质量要优于基于线性加权的单目标优化算法。且 ISCMGOA 每次运行可以得到一个约束 Pareto 最优解集,而非只得到一个最优解。约束 Pareto 最优解集中的每个解均是一个全局最优的集成化服务链构建方案,且彼此之间非支配。决策者可以根据主观偏好选择其中任何一个解作为集成化服务链的构建方案,其他方案可作为备选,大大拓展了决策者的选择范围。

## 4 结 论

通过建立集成化服务链的多目标全局优化模型,本文提出一种基于改进多目标遗传算法的集成化服务链多目标全局优化算法。仿真实验表明该算法能在满足多约束条件下同时优化多个目标,得到一个满足约束的 Pareto 全局最优解集,可为优化决策者提供更大的决策选择范围。仿真实验表算法具有较好的性能、全局收敛性和解的质量,能有效解决集成化服务链多目标全局优化问题。

### 参考文献:

- [1] Voudouris C, Owusu G, Dorne R, et al. Service chain management: technology innovation for the service business[M]. New York: Springer, 2008.
- [2] 宋现锋, 刘军志. QoS 支持下的 GIS 服务链最优化问题研究[J]. 电子科技大学学报, 2010, 39(2): 298-301, 315.
- SONG Xianfeng, LIU Junzhi. Optimization of GIS web service chaining based on QoS [J]. Journal of

- University of Electronic Science and Technology of China, 2010, 39(2): 298-301, 315.
- [ 3 ] Tao F, Zhao D M, Hu Y F, et al. Resource service composition and its optimal-selection based on particle swarm optimization in manufacturing grid system[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2008, 4(4): 315-327.
- [ 4 ] Liu L L, Shu Z S, Hu X M, et al. Resource allocation and network evolution considering economics and robustness in manufacturing grid[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 57(1-4): 393-410.
- [ 5 ] 王正成, 潘晓弘, 潘旭伟. 基于蚁群算法的网络化制造资源服务链构建[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(1): 174-181.  
WANG Zhengcheng, PAN Xiaohong, PAN Xuwei. Resource service chain construction for networked manufacturing based on ant colony algorithm [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(1): 174-181.
- [ 6 ] 余剑峰, 李原, 于海山, 等. 基于自适应蚁群算法的协同制造项目资源优化配置[J]. 计算机集成制造系统, 2008, 14(3): 576-580.  
YU Jianfeng, LI Yuan, YU Haishan, et al. Resources optimization deployment in collaborative manufacturing project based on adaptive ant colony algorithm [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2008, 14(3): 576-580.
- [ 7 ] Konak A, Coit D W, Smith A E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: a tutorial [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2006, 91(9): 992-1007.
- [ 8 ] Dias A H F, De vasconcelos J A. Multiobjective genetic algorithms applied to solve optimization problems[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2002, 38 ( 2 ): 1133-1136.
- [ 9 ] Hong Y Y, Wei S F. Multiobjective underfrequency load shedding in an autonomous system using hierarchical genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(3): 1355-1362.
- [10] Fonseca C M, Fleming P J. Genetic algorithms for multiobjective optimization: formulation, discussion and generalization [ C ] // Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, July 17-21, 1993, San Mateo, CA, USA. [S. l.]: [S. n.], 1993: 416-423.
- [11] Tsujimura Y, Gen M. Entropy-based genetic algorithm for solving TSP[C]// Proceedings of the 1998 Second International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems, April 21-23, 1998, Adelaide, SA, USA. [S. l.]: [S. n.], 1998, 2: 285-290.
- [12] 崔逊学, 林闯. 基于多目标遗传算法的多播服务质量路由优化[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(7): 1144-1150.  
CUI Xunxue, LIN Chuang. Multicast QoS routing optimization based on multiobjective genetic algorithm[J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(7): 1144-1150.
- [13] Shimodaira H. DCGA: a diversity control oriented genetic algorithm[C]// Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, November 3-8, 1997, Newport Beach, CA, USA. [S. l.]: IEEE Press, 1997: 367-674.
- [14] Nsakanda A L, Price W L, Diaby M, et al. Ensuring population diversity in genetic algorithms: a technical note with application to the cell formation problem[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 178 (2): 634-638.
- [15] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

(编辑 张小强)