

# 基于模拟的企业过程模型自动优化技术研究\*

谭文安<sup>1,2,3</sup>, 周伯生<sup>2</sup>, 李明树<sup>3</sup>, 王强<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(浙江师范大学 计算机科学与工程学院,浙江 金华 321004);

<sup>2</sup>(北京航空航天大学 计算机科学与工程系,北京 100083);

<sup>3</sup>(中国科学院 软件研究所,北京 100080)

E-mail: twajsj@263.net

http://cse.buaa.edu.cn

**摘要:** 企业过程模型参数自动优化是一个多参数多目标的系统优化问题.采用线性加权法将其转换成多参数单目标问题的求解,提出基于计算机模拟的企业过程模型参数的自动寻优方法.它将传统的共轭梯度法 FR(fletcher reeves)和禁忌搜索算法 TS(tabu search)结合起来,采用 FR 法进行局部寻优,由 TS 法实现从当前局部最优点向全域范围内的更优区域转移,循环往复达到求出全域范围最优点的目的.改进了 FR 法与 TS 法,克服了各自的缺陷,并提出禁忌区域表的概念,从而加速寻优过程.它适用于任意多维曲面的多极值问题最优求解,对企业进行 BPR(business process reengineering)和实施 ERP(enterprise resource planning)管理有较大的指导意义.

**关键词:** 最优化方法;模拟;禁忌搜索算法;企业过程模型

中图法分类号: TP311 文献标识码: A

业界公认:几乎所有企业都希望能在有限的开销内,及时而高效地开发出高质量、高性能的产品(或提供优质的服务).这一切在很大程度上取决于开发产品(或提供服务)的过程和对过程的管理,它是企业取得成功的决定性因素.因此,对企业过程模型的优化问题的研究便成为当今热门的研究领域.目前,虽然建模系统不少,但一般只适应中小规模的系统建模和模拟分析,当模型规模扩大后,活动、产品、资源等也随之增多,关系变得复杂,很难由人工实现模型的优化工作.因此,实现模型的自动优化是大家共同亟需解决的难题,但由于其结构复杂,活动结点众多,无法用解析法来描述模型的目标函数,因此单用传统的最优化理论无法解决问题.

企业过程模型优化分为模型结构优化和模型参数优化两项工作,它们是企业进行业务流程重组 BPR 的手段,是企业实施 ERP 的前提.面对激烈的市场竞争,企业要加强过程控制,采用新技术、新设备、新的管理思想,对原有的业务流程进行根本性的思考和彻底重组,实现结构优化,具体步骤为: 选择研究对象,一般选择效率明显不高、成本耗费较大、亟需改善的业务活动作为研究对象; 确定具体的研究目标,如减少作业时间、节约材料、提高产品稳定性、减少劳动疲劳等; 记录和分析,如实记录所采用的方法或过程,详细分析现行方法中每一步骤和每一个动作是否必要,顺序是否合理,哪些可以去掉、哪些需要改变,可采用 SWIH 的分析方法从 6 个方面反复提问,不断寻求更好的方法; 设计和使用新方法,采用 ECRS(elimination combination rearrangement simplification)技术,即通过“取消-合并-重排-简化”形成对现有方法的改进<sup>[1]</sup>.本文着重进行模型参数的自动优化研究,其前提条件是过程模型结构优化、模型数据来源真实与模拟结果准确,这些都属于建模技术和模拟技术已经解决的问题<sup>[2-4]</sup>,现从过程模型的优化目标、模型参数的提取和优化算法的设计来介绍模

\* 收稿日期: 2000-07-28; 修改日期: 2000-11-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69803003);浙江省教育厅基金资助项目(20010083)

作者简介: 谭文安(1965-),男,湖北荆州人,博士,副教授,主要研究领域为新一代 ERP 系统研究,软件工程,企业过程工程,环境开发,系统模拟与优化技术研究;周伯生(1935-),男,江苏宜兴人,教授,博士生导师,主要研究领域为软件工程,软件过程,过程工程环境研究;李明树(1966-),男,吉林德惠人,博士,研究员,博士生导师,主要研究领域为软件工程,软件过程,需求工程与实时系统;王强(1952-),男,安徽安庆人,博士,副教授,主要研究领域为人工智能,模式识别,计算机视觉.

型参数的自动寻优技术.

## 1 优化目标

最优化问题的 3 个基本要素是:目标函数、优化变量和约束条件与可行域.企业过程模型优化的目标是实现过程模型各条路径上的活动尽量并行作业,使时间、质量、成本、服务和速度这些反映企业竞争能力的要素得以明显地改善和提高,以适应市场竞争的需要.如何改进这些目标,有赖于如何有效地调整模型的可控元素,如每个活动的持续时间和成本花费取决于各活动正常运行所需的人力、资源、工具和场所等.上述目标就是依赖于这些可控参数  $X$  的函数,用  $F_i(X)$  分别表示模型运行成本、运行时间以及资源的利用率、活动的队列长度与等待时间,其值可通过模拟过程模型<sup>[3~5]</sup>获得.由于上述各个目标的评价准则不同,因此,可以采用相应的效用函数  $f_i: X \rightarrow Y$ ,将各目标值都用数轴上  $[0,1]$  区间的实数来描述,然后根据各评估准则的重要程度采用线性加权的办法将这种多目标优化问题转换成单目标优化问题, $Y$  表示目标向量, $Q(X)$  表示总目标的效用值.即

$$\min_{Y \in R} Q(X) = \sum_{i=1}^m \omega_i f_i(X), \sum_{i=1}^m \omega_i = 1. \quad (1)$$

其中  $X$  是  $n$  维决策变量  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,  $m$  是模型优化的目标数,  $\omega_i$  是各个目标函数的加权系数,可利用准则优先程度评估矩阵  $(K_{ij})_{m \times m}$  来确定,  $K_{ij}$  是  $f_i(X)$  与  $f_j(X)$  相比的重要程度,由决策者根据实际需要在优化界面中指定,  $K_{i,j} + K_{j,i} = 10$ . 则有

$$\omega_i = \frac{S_i}{\sum_{i=1}^m S_i}, S_i = \sum_{j=1}^m k_{ij}. \quad (2)$$

优化工作就是调整决策变量  $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 最终提供一组优化了的推荐模型,为企业决策提供理论和技术支持.

## 2 数据挖掘——参数的提取

当企业规模越来越庞大时,过程越来越复杂,活动的个数也就越来越多,影响活动持续时间和费用开销的因素有角色、设备、工具和场所.针对每个具体的业务活动,其工作量是一定的,决定其工作能力的主控因素,有的活动是角色数,有的是设备数,本文选择活动的主控因素为过程模型的参数,这样,对于一个有  $n$  个叶活动的过程模型,就有  $n$  个参数.与 MRP 实施中工作中心和关键工作中心概念相似,过程模型中也有普通活动和特殊活动之分,特殊活动具有这样一些特点:指定的工人掌握了特殊技术不能任意替代或外聘,或者设备特殊、价格昂贵不能随意增添,它们不是优化的范畴,因此,本文限定只选择普通活动的主控因素作为过程模型的参数.由于参数之间是相互关联的,受模型资源总数的限制,参数只能在其置信区间内变化,当参数设置超出彼此关联限制时,出现了资源竞争,模拟器模拟的结果会随之变坏,要求参数按其相反方向变化.正因为模拟算法已经考虑了参数彼此关联的限制条件,所以,在优化算法中,不必再考虑参数之间的约束关系,按无约束条件的参数自寻优方法处理.例如:针对 Project 过程模型,增加非关键路径上活动的工作能力,总优化目标不仅不能得到提高,反而会降低.因为项目总周期并不能缩短,成本开销反而增加,资源竞争增多.但加强关键路径上活动的工作能力,能使项目总周期得以缩短,间接成本降低,因此,在资源有限的情况下,可以通过挖掘非关键活动的潜力,让有限的资源优先保证关键路径上活动的需要,从而缩短关键路径上活动的总的完工时间.同时,合理运用非关键活动的松弛度,使资源均匀利用,达到总体优化的目的.

## 3 模型参数的优化算法研究

### 3.1 传统的最优化寻优方法的分析与研究

常见的多变量寻优技术,一般分为无约束非线性规划和有约束非线性规划方法.它们一般都是基于梯度法发展起来的.常用方法有:最优梯度法、Newton 法、共轭梯度法(FR 法)、拟 Newton 法、Powell 法、变尺度法

(Davidon 首先提出,后被 Fletcher 和 Powell 改进,简称 DFP 法)等<sup>[6]</sup>,其中 Newton 法、拟 Newton 法、Powell 法、DFP 法虽说具有二次终止性,但要求目标函数数学公式,以求其梯度和求 Hesse 矩阵( ${}^2Q^{(k+1)}a$ )的逆矩阵,现有的模拟环境 PMSE(process model simulating environment)提供的模拟结果无法满足,且其计算量太大,求梯度的次数多达  $n$  次,即模型的模拟次数为  $O(n^2)$  级,显然这类方法不可取.最优梯度法接近似线性收敛,收敛速度较慢,它适应于寻优过程的开局,可较快地接近于最优解,但收局不利,它一般要和其他方法结合使用.而 FR 法将共轭性和最优梯度法结合起来,不要求 Hesse 矩阵及其逆阵,并克服了最优梯度法在寻优逼近最优点时出现锯齿波现象从而无法逼近真正最优点的问题,它具有二次终止性,适用于多参数变量的大模型优化求解,但无法处理最优点附近出现波峰极值现象.所有这些方法都是针对单极值点寻优,如果目标函数具有多个极值点和高阶非线性,则它们无法保证求得全域范围的最优点.

### 3.2 几种流行的优化排序算法分析

目前,国内外关于优化、排序问题的研究主要集中在规则式启发式算法、遗传算法、TS 算法、模拟退火算法以及组合算法等.如在 1983 年, M.Nawaz, E.E. Enscore 和 I.Ham 提出 NEH 启发式算法,该算法基于这样一个基本假设:一个工件的总加工时间越长,它应具有越高的优先权,利用工件的总加工时间作为排序指标,采用有限迭代的办法产生近优解.1996 年, Nowicki 等人提出快速禁止搜索算法用于求解 Flowshop 及 Jobshop 问题<sup>[7]</sup>.1998 年,陈恩红等人提出了一种基于遗传算法的一类关于 Jobshop 问题的求解方法,较详细地给出了染色体及适应值函数的数据结构和一些算例<sup>[8]</sup>.1999 年,王宏刚等人对席裕庚等人提出的最优保存简单遗传算法加以改进,增加了学习算子,提出了优良模式自学习遗传算法<sup>[9]</sup>.

通过对以上文献的分析研究发现,其在解决 Flowshop, Jobshop 等问题的研究中,强调两个中心:加工工件和机器设备.以这两个中心考虑加工活动,系统往往被分裂开来,出现资源死锁,使问题研究复杂化,且研究问题 ( $n/m/P/C_{\max}$ ) 基于假设每种设备只有一台机器,每台机器同时只能加工一个工件,过于简化,不能充分描述复杂的企业过程.

### 3.3 基于模拟的企业过程模型参数的自动寻优法

禁忌搜索算法(TS)<sup>[7]</sup>实质上是一种随机试探法,只不过给邻域搜索增加了禁忌表,让搜索空间不断缩小,最后求出全域最优解,被认为是比模拟退火和遗传算法更有前途的算法.只有当禁忌表相当长之后,TS 法寻优的“禁忌效应”才能有所体现,而若禁忌表太长,计算时间就会增加,使得 TS 算法不实用.我们以 EPMS(enterprise process modeling system)为基础,计算机模拟为手段,即采用过程模型的动态模拟来获得目标函数值  $Q$ ,将传统的 FR 法和 TS 法思想结合起来,并对 TS 法和 FR 法加以改进,形成本文研究的优化方法.

#### 3.3.1 全域寻优过程

总体上来说,从经验模型数据出发,采用 FR 法求出局部最优点,接着采用 TS 算法进行全域范围随机搜索,如果目标函数有多个极值点,则总可以找到一点  ${}^1a(a_1, a_2, \dots, a_n)$ , 使其目标值得以改进,然后在新的基础上继续进行局域寻优,循环往复,实现目标函数全域范围寻优,通过设定总循环次数和运行时钟控制寻优过程.最后,当约定的时钟到达后或达到外循环规定次数,则结束整个优化过程,并以此模型为最优推荐模型,提交给企业决策人员.一维和二维参数模型优化步进过程如图 1(从  ${}^0a$  点经  ${}^1a, {}^2a, {}^3a$  到  ${}^4a$  点)和图 2 所示.

##### (1) 禁忌表(tabu list)改进

在全域范围随机试探寻优过程中,要建立一个禁忌表(tabu list)记忆近期已经试探过的参数坐标点,并记录相应的目标值,如果当前试探参数已经在近期模拟过,则重新计算新的随机试探点,避免不必要的重复参数的模拟.由于过程模型的参数众多,若参数个数多达几十、几百甚至上千的话,采用传统 TABU 搜索算法建立的禁忌表 TABU\_LIST 是一个二维数组( $m, n$ ),  $m$  是 TABU\_LIST 的记忆容量,  $n$  是参数个数,而只有当表长特别大时,其“禁忌效应”才能有所体现,但禁忌表如果太长,计算时间和内存开销就会大为增加,使得 TABU 搜索算法很不适用,被接受的可能性较小,我们对禁忌表结构进行了改进,设计出一种精巧而且效率较高的禁忌表(一个一维的字符串数组 TABU\_LIST( $m$ )),记录每次寻优步进点各个参数的字符表达式之和,这样,所需存储的空间大大减小,禁忌判断算法的时间复杂度由原来的  $O(m \times n)$  降为  $O(m)$ .

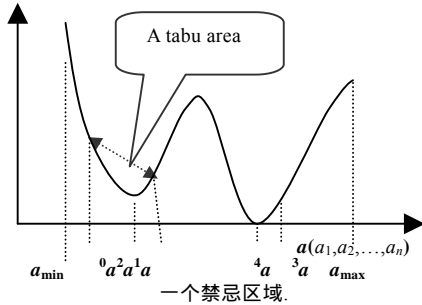


Fig.1 Global optimization process  
图 1 全域范围寻优过程示意图

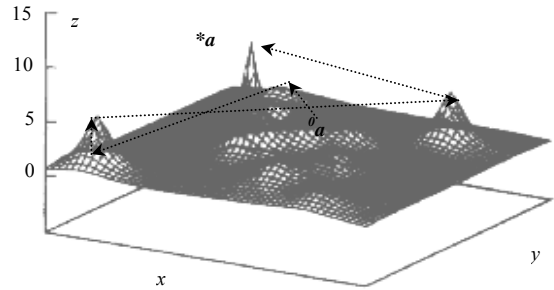


Fig.2 The two-dimensional global optimization process  
图 2 二维全域范围目标寻优过程示意图

(2) 禁忌区域表(tabu area table)的提出

由于局域寻优采用 FR 法,它有一个步进寻优的过程,我们称局域寻优时参数变化范围为一个禁忌区域,多个禁忌区域所构成的链,称为禁忌区域表.其结构定义如下:

$$\{N_{\text{counter}}, \{(P_{1,j,\text{start}}, P_{1,j,\text{end}}), \dots, (P_{i,j,\text{start}}, P_{i,j,\text{end}}), \dots, (P_{n,j,\text{start}}, P_{n,j,\text{end}})\}, j=0..N_{\text{counter}}\}$$

其中  $N_{\text{counter}}$  表示局域最优点跃迁到更优区域的次数.  $(P_{i,j,\text{start}}, P_{i,j,\text{end}})$  表示第  $j$  个禁忌区域第  $i$  个参数的起点和终点.禁忌区域表是一个动态的链表,随着寻优过程的不断进行,其禁忌区域的范围可能越来越大,但不可能无限制增加,因为企业过程模型的非线性特征总是有界的,因此,可以指定非线性的阶数为全域寻优的一个终止条件.

(3) 禁忌准则

区域禁忌准则.令  $A_{\text{era}}$  是当前的禁忌区域集,如果有个体  $X(x_1, \dots, x_j, \dots, x_n)$  满足:  $X \in A_{\text{era}}$ , 即  $\exists j \forall i (x_i \in (P_{i,j,\text{start}}, P_{i,j,\text{end}}))$  成立,则个体  $x$  属于将被禁忌的.

个体禁忌准则.令  $TSL$  是当前的禁忌个体集合,若个体  $X(x_1, \dots, x_j, \dots, x_n)$  满足:  $X \in TSL$ , 即  $\exists j (str(x_j)) = TSL(j)$  成立,则个体  $X$  属于将被禁忌的.

在全域寻优过程中,首先检查个体  $X$  是否在禁忌区域集范围内,然后再检查是否在禁忌表中,只有不属于上述禁忌范围的个体  $X$ ,才进行模拟、比较结果的操作.

3.3.2 局域寻优算法——FR 法与过程模拟相结合及其改进

在实际工作中,由于许多寻优问题常常是得不到  $Q(a)$  的解析式,因此只能采取近似方法来计算  $Q(a)$ .我们采用灵敏度分析方法,求出模型的灵敏度信息,即针对过程模型在某起步 $(r-1)a$  点附近分别沿  $a_1, a_2, \dots, a_n$  方向增加一个微小偏差  $a_i$ , 进行过程模型的模拟执行,获得近似  $Q(a)$ , 计算公式如下:

$$\left( \frac{\Delta Q}{\Delta a} \right)_i^{r-1} = \frac{1}{\Delta a} [Q(r-1 a_1, r-1 a_2, \dots, r-1 a_i + \Delta a_i, \dots, r-1 a_n) - Q(r-1 a_1, r-1 a_2, \dots, r-1 a_i, \dots, r-1 a_n)], r=1, 2, \dots, i=1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

由于目标函数的二阶偏导数不易求取,因此逼近最优点的最佳步长  $h$  很难计算,我们采取将各参数的初始步长因子  $^0 h$  设置为其整个区间的十分之一的办法,让参数  $a_i$  沿着寻优方向一直步进,迭代公式为  $^{(k+1)} a_i = ^{(k)} a_i + h P_k$ , 且每前进一步就比较一次  $Q$  值,直到前进到第  $k$  步  $Q_k \geq Q_{k-1}$  为止.然后,回到对应于  $Q_{k-1}$  的参数点上重新求梯度,此时,步长因子缩小为原来的十分之一,开始新一轮的寻优,不断往复直至逼近局部最优点.因每求一次梯度,就要进行  $n$  次模拟,因此,步长因子十分重要,步长大了会出现在接近极值点附近寻优方向来回变动,求梯度次数增多,多一次求梯度,就等于要多模拟数百次(若参数有几百个的话);步长稍小些,有助于减少求梯度的次数,虽说多增加几次模拟和比较  $Q$  值的过程,但和几百次模拟相比,寻优速度大大提高,当然步长也不能设置得太小.

步进寻优方向的确定.在局部寻优过程中,开始时寻优方向是该点的近似梯度的负方向,前进“最佳步长”后,重新求该处的近似梯度,用修正后的方向作为新的搜索方向,由计算公式(4)求得,最终逼近局域最优点.

$$P_{k+1} = - \nabla Q^{(k+1)}(a) + ^k P_k, \quad k=0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

其中

$$\beta_k = \frac{\nabla Q^{(k+1)a^T} \cdot \nabla Q^{(k+1)a}}{\nabla Q^{(k)a^T} \cdot \nabla Q^{(k)a}}$$

算法的收敛性.

当达到局部最优优点 $a^*$ 时,目标函数 $Q(a)$ 的梯度 $\nabla Q(a)=0$ .因此,若满足下列条件之一:

目标函数的相对误差:

$$\left| \frac{Q^{(k+1)a} - Q^{(k)a}}{Q^{(k)a}} \right| \leq \varepsilon_1, \quad k = 1, 2, \dots;$$

两次搜索点的距离:

$$|^{k+1}a - ^ka| \leq \varepsilon_3;$$

梯度值:

$$\left| \frac{\partial Q}{\partial a_i} \right| \leq \varepsilon_2, \quad i = 1..n.$$

则算法是收敛的.

下面讨论如何改进FR法处理极值波峰问题,使算法快速逼近局部最优优点.从数学理论的角度可以证明下面定理<sup>[6]</sup>.

**定理 1(FR 法对正定二次函数具有二次终止性).** 对于正定二次函数 $Q(a)$ , $A$ 是对称正定矩阵,FR法在 $m \leq n$ 次搜索后即终止,且对于 $i(1 \leq i \leq m)$ ,下列关系成立:

- (1)  $d^{(i)T} A d^{(i)} = 0, j=1, 2, \dots, I-1$ ;
- (2)  ${}^T Q^{(i)a} d^{(i)} = - {}^T Q^{(i)a} \nabla Q^{(i)a}$  (蕴涵 $d^{(i)} \neq 0$ );
- (3)  ${}^T Q^{(i)a} \nabla Q^{(i)a} = 0, j=1, 2, \dots, I-1$ .

**定理 2(FR 法是严格下降算法).** 设 $Q(a)$ 是 $E^n$ 上连续可微的实函数,FR法产生的序列为 $\{^ka\}$ ,又设在点 $^ka$ 处,目标函数的梯度 $\nabla Q^{(k)a} \neq 0$ ,则 $Q^{(k+1)a} < Q^{(k)a}, k=1, 2, \dots$ ,且FR算法产生的序列或终止于或收敛于函数 $Q$ 在 $E^n$ 上的惟一极小值点.

从几何概念和现实实践来说,当接近局部最优优点 $a^*$ 时,常会出现锯齿波和产生峰波等变异现象,如图3所示的两个曲线,为了克服这些缺点,FR法在搜索至局部最优优点附近时,按式(3)修正方向搜索.这样,若出现锯齿波现象,算法会保证搜索方向继续向前,找到局部最优优点.但若出现近似波峰现象,按式(3)计算,反而会丢失寻优方向,无法继续寻优,求不到局部最优优点.我们对其算法进行修改,增加了方向控制,按最佳步长前进到 $^{k+1}a'$ 点,若有 $Q^{(k+1)a'} \gg Q^{(k)a}$ ,且如果按 $P_{k+1}$ 方向无法寻优,此时还未达到结束条件,则可采用“再开始”的办法,即将 $^{k+1}a'$ 点作为初始点重新迭代.因为FR算法的第1个寻优方向是最速下降方向,不受其前几步寻优方向的影响,有利于突破目标函数的非二次性,减小误差积累.

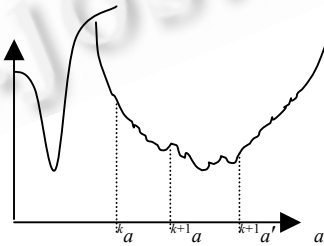


Fig.3 The search direction is lost while approaching the optimum  
图3 接近最优优点寻优方向迷失

#### 4 实验结果与结论

我们曾用EPMS为某型号飞机研制过程进行建模,分别用本文研究方法(称为FR\_TS法)和纯TS法、FR法、SGA(simple genetic algorithm)法<sup>[10]</sup>,进行模型优化的对比实验,结果如图4~图6所示,单采用FR法只能逼近某一局部最优解;而纯用TS法可以突破局部最优优点的限制,但当禁忌表越来越长时,内存空间被不断占用,寻

优速度越来越慢,最后可能会无法继续模拟和寻优;遗传算法等进化方法(如图 5 所示)因在寻优进化过程中,进行了大量未进化个体参数组的模拟和判别比较操作,其优化轨迹与 TS 法相似,所以寻优速度不如 FR\_TS 法.因此,可以得出结论:本文研究方法有效地将 FR 法和 TS 法与计算机模拟技术结合起来,克服了各自的缺陷,并提出用禁忌区域表概念,达到快速缩小搜索范围,加快全域最优解搜索速度,较其他算法更能快速、有效地逼近最优解,从而解决了企业模型的参数自动优化这一难题,对企业进行业务流程重组 BPR 和实施 ERP 管理有较大的指导意义.

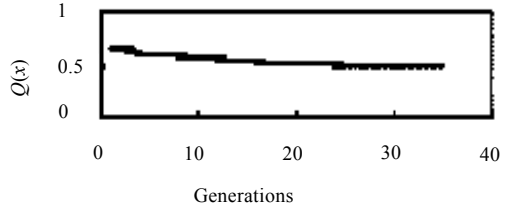
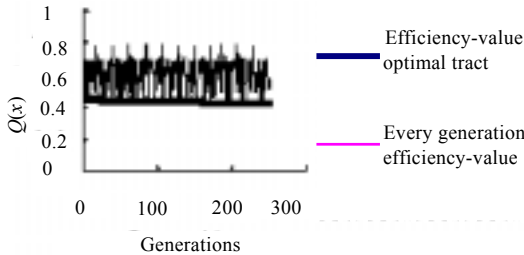
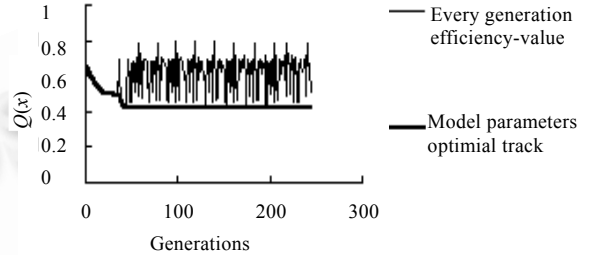


Fig.4 Q vs generations by FR method  
图 4 采用 FR 法效用值进化曲线



模型优化效用值轨迹, 每代模拟结果效用, 代.  
Fig.5 Q vs Generations by TS method  
图 5 采用 TS 法时效用曲线



每代模型模拟效用值曲线, 模型优化曲线, 代.  
Fig.6 Q vs generations by FR-TS  
图 6 采用 FR-TS 法优化其效用值曲线

**References:**

- [1] Liu, Li-wen. Production and Operation Management. Beijing: Tsinghua University Press, 1998. 134~186 (in Chinese).
- [2] Zhou, Bo-sheng, Zhang, She-ying. Visual process modeling language VPML. Journal of Software, 1997,8:535~545 (in Chinese).
- [3] Zhang, Li, Wang, Lei. Process simulation technique and its support environment PMSE. Journal of Software, 1997,8:565~575 (in Chinese).
- [4] Tan, Wen-an, Zhou, Bo-sheng, Zhang, li. Research on the flexible simulation technology for enterprise process model. Journal of Software, 2001,12(7):1080~1087 (in Chinese).
- [5] Wiersema, W.H. Activity-Based Management. New York: AMACOM, 1995.
- [6] Zheng, Le-ning. Modern Applied Mathematics Handbook: Operational Research and Optimization Theory. Beijing: Tsinghua University Press, 1998. 111~148 (in Chinese).
- [7] Smutnicki, N.C. A fast tabu search algorithm for the job shop problem. Management Science, 1996,42(6):797~813.
- [8] Chen, En-hong, Liu, Gui-quan, Cai, Qing-sheng. A genetic algorithm based job-shop scheduling problem solving method. Journal of Software, 1998,9(2):139~143 (in Chinese).
- [9] Wang, Hong-gang, Zhang, Jian-chao, Xu, Yu-bin. An excellent schemas self-learning genetic algorithm. Acta Automatica Sinica, 1999,25(3):375~379 (in Chinese).
- [10] Fontanili, F., Vincent, A., Ponsonnet, R. Flow simulation and genetic algorithm as optimization tools. International Journal of Production Economics, 2000,64:91~100.

**附中文参考文献:**

- [1] 刘丽文.生产与运作管理.北京:清华大学出版社,1998.134~186.
- [2] 周伯生,张社英.可视化建模语言 VPML.软件学报,1997,8:535~545.
- [3] 张莉,王雷.过程模拟技术及其支持环境 PMSE.软件学报,1997,8:565~575.
- [4] 谭文安,周伯生,张莉.企业过程模型的柔性模拟技术研究.软件学报,2001,12(7):1080~1087.
- [6] 郑乐宁.现代应用数学手册:运筹学与最优化理论卷.北京:清华大学出版社.1998.111~148.

- [8] 陈恩红,刘贵全,蔡庆生.基于遗传算法的 Jobshop 调度问题求解方法,软件学报,1998,9(2):139~143.  
[9] 王宏刚,张建超,徐育斌,等.优良模式自学习遗传算法,自动化学报,1999,25(3):375~379.

## Research on a Simulation-Based Auto-Optimized Technique in Enterprise Process Model\*

TAN Wen-an<sup>1,2,3</sup>, ZHOU Bo-sheng<sup>2</sup>, LI Ming-shu<sup>3</sup>, WANG Qiang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(College of Computer Science and Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China);

<sup>2</sup>(Department of Computer Science and Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China);

<sup>3</sup>(Institute of Software, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

E-mail: twajsj@263.net

<http://cse.buaa.edu.cn>

**Abstract:** The automatic optimization of enterprise process model parameters is an optimization problem of the objectives and parameters system. This problem can be changed into the issue solving only one objective and parameters the system optimization with by linearity weighting method. Based on it, an automatic optimization technique in enterprise process modeling based on computer simulation is discussed in this paper, which combines FR (fletcher-reeves) method and TS (tabu-search) algorithm. The technique uses FR method to obtain the local optimization solutions, and uses TS algorithm to discover the global optimum in the sense of probability. The concept of tabu-area table is firstly proposed, and the tabu-list is improved from the two dimensions array to one dimension array, which uses to record the trace of optimize of the process model. FR method is improved by introducing search direction determining while near to the local optimization solutions so as to solve the peak and zigzag curve problem. The new technique can be generalized for model parameters optimization in the arbitrary curves, and be instructive for enterprise to implement BPR (business process reengineering) and ERP (enterprise resource planning) management.

**Key words:** optimization method; simulation; tabu search algorithm; enterprise process model

---

\* Received July 28, 2000; accepted November 3, 2000

Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.69803003; the Education Foundation of Zhejiang Province of China under Grant No.20010083