基于遗传算法的设备布置优化算法

申建刚 王 理 邱珮强

(北京航空航天大学 经济管理学院, 北京 100191)

摘 要: 对设备布置问题,建立了多目标优化数学模型. 为弥补当前的现场布置遗传算法在变异阶段的不足,将最优个体变异与随机变异相结合,设计了组合变异策略:首先变异最优个体,如果变异出更优的个体,则用新个体替换当前种群的最差个体;如果最优个体变异不成功,则随机选择一个个体执行随机变异. 据此,提出了一种改进的遗传算法用于求解设备布置问题. 仿真实验证明了组合变异策略能够在明显较短的时间内,取得与随机变异相当的最优布置结果. 对比分析进一步验证了该算法的有效性.

关 键 词: 设备; 遗传算法; 优化

中图分类号: TP 301

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2009)10-1241-04

Optimization of machine layout based on genetic algorithm

Shen Jiangang Wang Li Qiu Peiqiang

(School of Economics and Management, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: To solve the machine layout problem, a multi-objective optimization model was constructed. And a combination mutation strategy, combined with the best individual mutation and the random mutation, was designed to remedy the defects of the present genetic algorithms for site layout problems. At the beginning of combination mutation, the best individual mutation was executed. If a better individual was generated, the worst individual in current population was replaced by the new one. Otherwise, the random mutation was executed on a random selected individual. Based on the combination mutation strategy, an improved genetic algorithm was also proposed to solve the problem of machine layout. Simulation experiments prove that the combination mutation strategy achieves solutions not inferior to the solutions of the random mutation in obviously shorter time. A comparative analysis further verifies the efficiency of the proposed algorithm.

Key words: machinery; genetic algorithms; optimization

建筑行业的施工过程中涉及到大量的、多种多样的机器设备,设备与设备之间、设备与建筑物之间存在着错综复杂的关系,设备布置的好坏,是影响项目施工进度和成本的重要因素之一.

现场布置问题是设施布置问题的一种,是关于有限空间内的设施优化布置问题. 目前,国内外对现场布置问题的研究多集中于各种建筑物的优化布置[1-3]. 文献[1]将设施分为两类:永久设施和临时设施. 施工设备中,有些设备与临时设施相似,即在施工期间,它们的位置是固定或很少发生变动的,设备之间存在物料的流动,如塔吊、门机、混凝土拌和楼等,这类设备的优化布置可以借鉴与现场布置相似的模型和算法来实现. 而另外一些设备的位置是不断变化的,如各种运输车辆,这些设备通常是实现设施间物料流动的工具,与其他设施间没有真正的物流,因此在设备布置优化问题中,可以不考虑这类设备.

早期的研究通常将现场布置问题描述为二次分配问题(QAP, Quadratic Assignment Problem). QAP需要将预设的 m 台设备摆放在 n 个预设的

收稿日期: 2008-11-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70671007)

作者简介: 申建刚(1979-),男,河南荥阳人,博士生, shenjg@buaa.edu.cn.

可摆放位置上($n \geq m$),以满足一定的约束并使目标函数值最优.尽管 QAP的模型定义相当简单,它仍然是一类 NP(Nondeterministic Polynomial-time,非确定性多项式时间)难题[4-5].

近年来,有些研究采用了一种更为精细的、基于方格的模型来描述现场布置问题[1,5].这种模型首先将整个布置空间按照一定的精度划分为 $X \times Y$个方格,通过确定每个设施所占据的方格集合来求解问题.与 QAP相比,这种模型的搜索空间更大,而且随着方格数和设施数的增加而增长迅速.文献[1]证明了在一个 100m ×100m的现场,以 1m ×1m的精度布置 4个设施,即使在不考虑所有约束的情况下,搜索空间已达到 10^{16}.因此,采用传统数学方法难以求解这种模型,需要用启发式算法来求解[1].

许多学者采用设施间的总运输成本最小为现场布置问题的目标函数建立数学模型[1-3].然而在实际的施工设备布置过程中,不仅要考虑运输成本等经济因素,还要考虑技术、地形、材料等非经济因素,这些非经济因素往往通过设计者的设计要求或偏好来体现[4].本文同时考虑了设施间的运输成本和设计要求,建立了施工现场设备布置的多目标优化数学模型.

在求解现场布置问题的遗传算法方面,为保证变异出的解可行,许多研究采用了仅对最优个体做微小调整的方法进行变异[1-3],这种变异方法虽然能够提高变异出来的解的可行性,但是容易导致算法"早熟".本文将这种最优个体变异方法与遗传算法传统的随机变异方法结合,设计了一种基于组合变异策略的遗传算法,用于求解设备布置优化问题.

1 施工现场设备布置的数学模型

借鉴现场布置问题的研究方法,采用基于方格的方法建立施工设备布置的数学模型.

1.1 变 量

首先将布置空间按照一定的精度划分为 $X \times Y$个方格,布置空间的左下角定义为坐标原点,各方格在 X和 Y方向依次被连续标记为 $\{0, 1, 2, \cdots, X-1\}$和 $\{0, 1, 2, \cdots, Y-1\}$.设有 m台设备需要布置,以设备左下角所占据的方格标识设备的位置,记为

$$P_i = (x_i, y_i) \quad (1 \leq i \leq m) \tag{1}$$

其中,$0 \leq x_i \leq X-1$, $0 \leq y_i \leq Y-1$.这样,设备布置问题转化为搜索每台设备的位置 P_i,使得满足所有的约束并使目标函数值最优.

1.2 目标函数

本文的目标函数同时考虑设备间的总运输成本和设计要求两个目标.总运输成本目标为

$$\min F_c = \sum_{i=1}^{m-1}\sum_{j=i+1}^{m} w_{ij} d_{ij} \tag{2}$$

式中,m为设备的个数,$m \geq 1$; d_{ij}为设备 i与设备 j之间的距离; w_{ij}为设备 i与设备 j之间的单位距离运输成本,或者表示运输成本的权重, $w_{ij} \geq 0$.

设计要求包含两部分:将指定设备摆放到指定位置的要求和指定的两个设备间的距离要求.本文采用实际解决方案与设计要求的偏差来反映对设计要求的满足,并将设计要求目标转化为求极小函数:

$$\min F_b = 1/2\left(\sum_{i=1}^{m} b_i d_i \sum_{i=1}^{m-1}\sum_{j=i+1}^{m} b_{ij} \mid d_{ij} - d'_{ij} \mid \right) \tag{3}$$

式中, d_i为设备 i的实际位置与设计要求位置之间的距离; b_i为 d_i的权重,且 $b_i \geq 0$; d_{ij}与 d'_{ij}分别为设备 i与设备 j之间的实际距离和设备 i与设备 j之间的设计要求距离; b_{ij}为设备 i, j之间的距离与设计要求距离之间的偏差的权重,且 $b_{ij} \geq 0$.

采用传统的加权方法将上述两个目标转化为下式求解:

$$\min F = (a_c F_c + a_b F_b) \tag{4}$$

式中, a_c和 a_b分别为 F_c和 F_b在总目标函数中的权重 $(0 \leq a_c \leq 1, 0 \leq a_b \leq 1, a_c + a_b = 1)$.

1.3 约 束

设备布置问题必须满足 2个约束:①所有设备都在有效布置空间内;②任意两个设备之间不能有重叠.满足所有约束的解称为可行解.

1.4 距离、成本和偏差

使用两设备底面中心之间的距离表示设备间的距离,使用设施布置中通常采用的相对权重来计算运输成本,权重的设置详见文献[1].为了使 F_c和 F_b具有可比性,与设计要求的偏差的权重(b_i和 b_{ij})也采用上述相对权重.

2 基于组合变异策略的遗传算法

本文以 C#为编程语言实现了一种改进的遗传算法.基于面向对象的思想,以每一种布置方案为一个个体,以每个设备对象作为一个染色体进行编码.由于最终的设备布置方案为遗传算法运算结果中的最优个体,因此以最优个体适应度连续 10代没有增加作为算法终止条件.

2.1 初 始 化

采用两阶段种群初始化策略:设种群大小为

正整数 n; ①随机生成 N 个可行解 ($N > n$,为整数); ②从这 N 个可行解中选择最优的 n个,作为初始种群[1].

2.2 选　择

采用标准的轮盘赌选择方法,个体 i被选中的概率为

$$p_{(i)} = \frac{F_{t(i)}}{\sum_{i=1}^{n} F_{t(i)}} \tag{5}$$

其中, $F_{t(i)}$为个体 i的适应度; n为种群大小.

$$F_{t(i)} = (1 \times S) / F_{(i)} \tag{6}$$

其中 $F_{(i)}$为第 i个个体的目标函数. 由于 $F_{(i)}$可能会很大,为了使 $F_{t(i)}$不至于太小,所以 $1/F_{(i)}$乘以一个常数 S作为适应度.

2.3 交　叉

采用改进的单点交叉算法. 在交叉概率的控制下,随机选择两个父个体进行交叉. 用于交叉的两个父个体中,适应度高的父个体应提供较多的基因[2]. 按下式确定交叉点:

$$i_{\text{Xover}} = \frac{F_{t(p1)}}{F_{t(p1)} + F_{t(p2)}} \times m \tag{7}$$

其中, i_{Xover}是交叉点的位置,为等式右侧公式取整的结果; m为个体中基因的个数; $F_{t(p1)}$和 $F_{t(p2)}$分别为父个体 1和父　　2的适应度.

计算出交叉点后,父个体 1的第 $i_{\text{Xover}}+1$至第 m个基因与父个体 2的相应基因交换,产生出两个子个体. 子个体如果满足以下 2个条件则保留,并替换当前种群中的最差个体 (适应度最小的个体): ①子个体为可行解; ②子个体的适应度大于当前种群的最差个体的适应度.

2.4 变　异

由于设备布置问题的复杂性,为保证变异产生的个体是可行解,许多算法采用了仅对最优个体做局部微小调整的变异方法[1-3]. 这种变异方法能够在较短时间内产生一个可行的变异,但是它变异的"幅度"太小,能为种群带来的多样性非常有限,使算法"跳出"局部优解的能力有限. 随机变异是遗传算法经常采用的一种变异方法,它能为种群带来较大的多样性,但是用在设备布置问题中时,由于不能保证变异出的个体是可行解,极大地影响了算法的效率.

2.4.1 组合变异策略

为了发挥两种变异方法的长处,避免其不足,本文设计了一种最优个体变异与随机变异相结合的组合变异策略:首先变异最优个体,如果变异出更优的个体,则用新个体替换当前种群的最差个体;如果最优个体变异不成功,则随机选择一个个体执行随机变异.

最优个体变异的具体过程是:从最优个体的第一个染色体开始,遍历最优个体的所有染色体,让每个染色体分别试着朝东、西、南、北、东南、东北、西南、西北 8个方向变动各一个单位,判断这些新产生的个体是否为可行解,并找出所有的新可行解中的适应度最大者. 如果该最大适应度大于原有最优解的适应度,则变异成功,产生最大适应度的新个体替代种群中的最差个体.

随机变异的具体过程是:从选中的个体中随机选择一个染色体,将该染色体的位置改变为有效空间中的其他任一位置,判断产生的新个体是否可行并是否优于当前种群的最差个体. 如果新个体不满足上述条件,则重新随机选择另一个个体继续执行随机变异,直至变异成功或变异失败的次数达到一个预先设定的较大的数. 如果变异成功,则用新个体替换种群的最差个体.

最优个体变异"方向性"强,在达到局部优解之前,会加速运算结果朝局部最优解的方向"进化";而一旦达到局部优解,由于变异的"幅度"小,最优个体变异就很难产生更优的个体. 在最优变异无法产生更优解时,引入随机变异,能够有效地引导算法"跳出"局部优解.

对 4, 8, 16, 32台设备布置问题的各 10个实例的多次仿真实验和统计分析表明,组合变异策略能够在明显较短的时间内,得到与随机变异方法相当的平均最优适应度. 典型地,图 1和图 2是某 8台设备布置问题在 $n=40$, $N/n=200$,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.15时,分别采用 3种变异方法各运行算法 30次得到的平均最优适应度和平均运行时间.

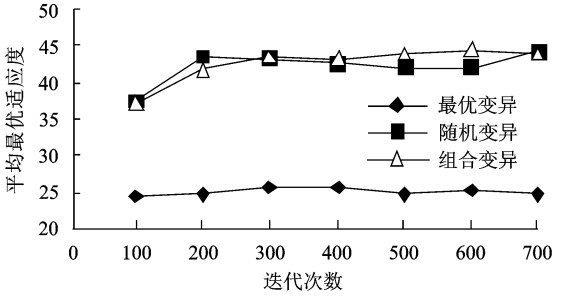


图 1　不同变异方法下的平均最优适应度

2.4.2 自适应的变异概率

采用如下自适应的变异概率: ①算法运行前设定一个较小的初始变异概率 $P_{M\,start}$, $0 \le P_{M\,start} \le 1$; ②产生新一代种群后,比较新种群最优个体的适应度是否大于上一代最优个体的适应度; ③如

果第②步的判断为假,变异概率增加 0.05;④如果第②步的判断为真,变异概率减小 0.05;⑤如果当前的变异概率大于 1,则调整为 1;如果当前的变异概率小于 $P_{M\,start}$,则调整为 $P_{M\,start}$.

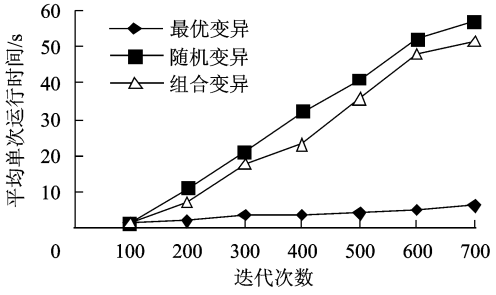


图 2 不同变异方法下的平均单次运行时间

3 参数选择和仿真实验

本文通过多次仿真、统计来预先确定在不同的设备数量下,种群大小 n、初始种群参数 N/n、交叉概率 $P_{X\,over}$和初始变异概率 $P_{M\,start}$等参数的最佳取值.现以 4, 8, 16, 32台设备的布置为例说明最佳参数值的确定方法.

构造 4, 8, 16和 32台设备布置问题的实例各 10个.参考常用设备的大小,每个实例的每台设备的长、宽为 (1, 200)之间的随机数;不同设备之间有物料流动的概率为 20%,设计要求中各设备有指定位置要求和设备间距离要求的概率均为 10%,物料运输成本 (w_{ij})和设计要求中的两个权重 (b_i, b_{ij})均随机取自表 1;目标函数权重 a_c为 (0, 1)之间的随机数, $a_b = 1 - a_c$.

对每个实例分别以 $n = 10, 20, 40, 80$, $N/n = 1, 10, 100, 200, 400, 800$, $P_{X\,over} = 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9$, $P_{M\,start} = 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3$ 等不同的参数组合分别运行 30次,综合考虑平均最优适应度和平均运行时间,确定这 4个参数的最佳取值. 4, 8, 16和 32台设备布置问题的最优参数取值如表 1所示.

表 1 算法运行参数表

设备数	n	N/n	$P_{M\,start}$	$P_{X\,over}$
4	20	200	0.25	0.8
8	40	200	0.15	0.8
16	40	200	0.15	0.9
32	40	200	0.15	0.9

4 对比分析

为了验证本文算法的有效性,本文根据文献[1]实现了 Osman的现场布置遗传算法,并以文献[1]中的实例用 2种算法分别计算,进行对比.运算结果如表 2所示.

表 2 本文算法与 Osman算法的对比

算法	平均迭代次数	平均最优适应度	平均最优目标函数值
Osman算法	6.47	52.06	19 208.64
本文算法	115	124.46	8 034.83

由于文献[1]中的实例没有给出永久设施的实际尺寸和位置,因此在对比分析中去除了临时设施与永久设施之间的物流成本,只计算临时设施之间的物流关系. Osman算法采用文献[1]中所述的运行参数和算法终止条件,本文算法的运行参数为: $n = 40$, $N/n = 100$, $P_{X\,over} = 0.8$, $P_{M\,start} = 0.15$,由于 Osman算法只考虑物流成本,因此本文算法取 $a_c = 1$, $a_b = 0$.如表 2所示, Osman算法很快终止,而本文算法能够更有效地避免“早熟”,得到更好的运算结果.

5 结束语

本文讨论了施工过程中设备布置的优化问题,在建立了多目标优化数学模型的基础上,提出了一种基于组合变异策略的遗传算法求解方法.基于最优个体变异和随机变异的组合变异策略,能够在较短地时间内达到与随机变异相当的优化结果.对比分析进一步证明了本文算法能够有效避免算法“早熟”,取得更好的运算结果.

参考文献 (References)

[1] Osman H M, Georgy M E, Ibrahim M E. A hybrid CAD-based construction site layout planning system using genetic algorithms [J]. Automation in Construction, 2003, 12 (6): 749 - 764

[2] Lee K Y, Han S N, Roh M I. An improved genetic algorithm for facility layout problems having inner structure walls and passages [J]. Computers and Operations Research, 2003, 30 (1): 117 - 138

[3] Lee K Y, Roh M I, Jeong H S. An improved genetic algorithm for multi-floor facility layout problems having inner structure walls and passages [J]. Computers and Operations Research, 2005, 32 (4): 879 - 899

[4] Yeh I C. Architectural layout optimization using annealed neural network [J]. Automation in Construction, 2006, 15 (4): 531 - 539

[5] Bock S, Hoberg K. Detailed layout planning for irregularly-shaped machines with transportation path design [J]. European Journal of Operational Research, 2007, 177 (3): 693 - 718

(编 辑:娄 嘉)