

基于混沌粒子群算法的多目标多执行模式项目调度问题研究

周蓉 叶春明 谢阳 陈君兰
(上海理工大学管理学院 上海 200093)

摘要 在工程项目调度中保持工期、成本、质量以及资源的均衡控制是构成项目建设总目标的关键因素,关系到整个工程的成败。同时,鉴于基本粒子群算法容易陷入局部最优,提出一种将混沌算法嵌入基本粒子群的新算法,并将其用于求解多目标项目调度问题,通过建立工期、费用、资源和质量多目标综合优化模型,再运用基于优先规则的混沌粒子群算法解决该模型问题。最终通过实例计算表明:相对于基本的粒子群算法,混沌粒子群算法可以更为准确快速地解决该模型下的项目多目标多执行模式优化调度问题。

关键词 项目调度,多目标,多执行模式,混沌,粒子群算法

中图分类号 TP18 **文献标识码** A

Research of Multi-objective and Multi-mode Project Scheduling Problem Based on Chaos Particle Swarm Optimization

ZHOU Rong YE Chun-ming XIE Yang CHEN Jun-lan

(School of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract Keeping the time, cost, quality and resources in balance is the key factor of building the general objective in the engineering project scheduling, which is related to the success or failure of the whole project. Basic particle swarm optimization is easy to trap in local optima. In this consideration, this paper presented the chaos particle swarm optimization algorithm, built comprehensive optimization model by establishing time, expenses, resources and quality objective functions, and used chaos particle swarm optimization based on priority rule to solve this model problems. Through an application example, the article also proved that compared with basic particle swarm algorithm, the chaos particle swarm optimization algorithm can solve the multi-objective optimization problems of this model more accurately and rapidly.

Keywords Project scheduling, Multi-objective, Multi-mode, Chaos, Particle swarm optimization

1 引言

在工程项目调度中保持工期、成本、质量以及资源的均衡控制是构成项目建设总目标的关键因素,关系到整个工程的成败。对工程项目所要求的质量、所规定的工期、所批准的費用等各个目标进行全方位、全过程的规划、组织、控制和协调,建立一套科学有用的多目标多模式项目调度综合优化模型是十分有必要的。

目前,解决工程项目优化问题的基本方法主要是网络计划技术,其在解决工程各单目标优化问题方面带来了极大方便,然而,现代的工程项目仅仅考虑工期、费用、质量和资源均衡等各个单目标的优化是远远不行的,因此,许多专家希望引入最优化技术来研究工程项目多目标优化问题。如文献[1]将遗传算法引入工程项目优化问题,实现工程项目多目标优化。文献[2]则将动态规划(DP)法引入工程项目优化问题,应用DP法进行工期优化。但要实现这些算法大都计算繁琐,使得优化技术很难满足实际需求,且大多数优化技术很容

易陷于局部最优,使得解决优化问题的准确性大打折扣。

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种基于群智能方法的演化计算技术。系统初始化为一组随机解,通过迭代搜索最优值,与其他算法比较,PSO的优势在于算法简单和容易实现,特别适合工程应用。因此,PSO一经提出,立刻引起演化计算领域的学者们广泛关注,并在短短的几年时间里出现了大量的研究成果,形成了一个研究热点^[3]。但是基本PSO容易出现“早熟”现象,即局部收敛这个缺陷,因此学者们纷纷对其改进,例如,文献[4]将混沌和粒子群结合提出了混沌粒子群算法,通过仿真说明该方法能提高计算精度、收敛速度和全局寻优能力;文献[5]分别采用基于优先级和基于排列的编码方式,用粒子群算法对RCPSP进行求解。

本文则主要以工程项目多目标多执行模式优化模型为研究对象,并将混沌粒子群算法引入工程项目优化领域,最终使工程项目的工期、成本、质量以及资源的均衡性等各目标达到合理的配置,有效地解决项目各个目标的对立问题,寻找到各目标的理想结合点。

到稿日期:2012-06-01 返修日期:2012-10-25 本文受教育部人文社会科学规划基金项目(10YJA630187),高等学校博士点基金(20093120110008),上海市重点学科建设项目(S30504),上海研究生创新基金项目(JWCXSL1102),上海市教育委员会科研创新项目(12ZS133)资助。

周蓉(1988-),女,硕士生,主要研究方向为项目调度、智能算法;叶春明(1964-),男,教授,主要研究方向为管理科学、智能算法;谢阳(1989-),男,硕士生,主要研究方向为智能算法;陈君兰(1988-),女,硕士生,主要研究方向为项目管理。

2 项目优化模型建立

2.1 模型定义与假设

首先,根据实际情况,对工程项目中工期、成本、质量以及资源等给予如下定义与假设^[6]。

定义1 合理工期是工程项目在正常的条件情况下,使项目的投资方和各参建单位均获得满意的经济效益的工期。

定义2 工程总成本是工程的直接成本与间接成本之和。

定义3 工程总质量由各个单项任务的质量加权平均得到。

假设1 本文的工期指工程项目的合理工期。

假设2 本文直接成本主要指资源(包括人力、物力等)使用成本;间接成本主要指运输成本。

假设3 工程质量与具体活动的施工组织方式有关,施工组织方式不同,单项工程的质量不同。

本文问题具体可描述如下:一个工程中包含 J 项任务,因技术上的要求,一些任务之间存在紧前紧后的关系,规定任务 j 在其全部紧前任务 $i(i \in P_j, P_j$ 为任务 j 的紧前任务集)完成之前不能开始。任务 1 是唯一最早开始的任务,任务 J 是唯一最晚完成的任务,均为虚拟任务,即不消耗资源且执行时间为 0,表示整个工程的开始和结束。又规定任务 $j(j=1, 2, \dots, J)$ 必须选择 M_j 种执行模式之一进行执行,且过程中不能中断或改变执行模式。在第 $m(1 \leq m \leq M_j)$ 种模式下任务 j 执行时间为 d_{jm} 。根据各任务在其执行模式下的最短执行时间,并利用传统的时间参数计算方法,可计算出各任务的最早、最晚完成时间窗口 $[EF_j, LF_j]$ 。

同时,引进以下决策变量:

$$x_{jmu} = \begin{cases} 1, & \text{如果任务 } j \text{ 选择第 } m \text{ 模式执行且在第 } t \text{ 阶段完成;} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

2.2 项目工期模型

工程项目的工期优化模型为:

$$\min \sum_{t_f=EF_j}^{LF_j} t_f \cdot x_{jmu} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \sum_{m=1}^{M_j} \sum_{t_f=EF_j}^{LF_j} x_{jmu} = 1, j=1, 2, \dots, J \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \sum_{m=1}^{M_i} \sum_{t_f=EF_i}^{LF_i} t_f \cdot x_{imu} \leq \sum_{m=1}^{M_j} \sum_{t_f=EF_j}^{LF_j} t_f \cdot x_{jmu} - d_{jm} \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^{M_j} \sum_{q=\max\{t_f, EF_j\}}^{\min\{t_f+d_{jm}-1, LF_j\}} r_{jmq}^k \cdot x_{jmu} \leq R_k^c, \\ k=1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^{M_j} \sum_{t_f=EF_j}^{LF_j} r_{jmu}^n \cdot x_{jmu} \leq R_n^v, \\ n=1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} x_{jmu} \in \{0, 1\}; m=1, 2, \dots, M_j; \\ t_j = EF_j \dots LF_j \end{cases} \quad (6)$$

$F_T = \sum_{t_f=EF_j}^{LF_j} t_f \cdot x_{jmu}$ 为项目工期的目标函数,式(1)表示确定最后一项任务结束的最小时间,即代表项目工期最短;式(2)表示一项任务 j 只能在其执行模式 m_j 中选择一种模式去完成;式(3)是紧前关系约束,其中 i 是 j 的紧前任务, d_{jm} 表示任务 j 所需要的时间;式(4)表示每一阶段可更新资源 k 的消

耗量不能超过其可用总量,其中 r_{jmk}^c 指任务 j 在 m 模式下对可更新资源 k 的需求量;式(5)确保了整个项目不可更新资源 n 的消耗量不能大于其总量;式(6)则规定了变量的取值范围。

2.3 项目成本模型

工程项目的成本优化模型为:

$$\min \sum_{k=1}^K (C_k^c \cdot R_k^{cmax} + C_k^v \cdot L_k^{lmax}) + \sum_{n=1}^N (C_n^v \cdot R_n^{vu} + C_n^c \cdot L_n^{lu}) \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \text{式(2) - 式(6)} \\ ST_j \leq D \end{cases} \quad (8)$$

$F_C = \sum_{k=1}^K (C_k^c \cdot R_k^{cmax} + C_k^v \cdot L_k^{lmax}) + \sum_{n=1}^N (C_n^v \cdot R_n^{vu} + C_n^c \cdot L_n^{lu})$ 为项目成本目标函数,式(7)代表整个项目的资源消耗成本最小,式中 C_k^c 表示第 k 种可更新资源的单位成本, C_k^v 表示第 k 种可更新资源的每吨运输单位长度的成本(单位:元/(米·吨));同理,定义第 n 种不可更新资源的相关成本变量分别为 $C_n^v, C_n^c; R_k^{cmax}$ 指整个工期内可更新资源 k 的最大消耗水平, R_n^{vu} 为整个项目不可更新资源 n 的消耗量; L_k^{lmax} 定义为整个工期内可更新资源 k 的最大路径运输量,即任务 j 在 m 模式下的路径长度 l_{jm} 与资源需求量 r_{jmk}^c 的乘积;同理 L_n^{lu} 定义为整个项目不可更新资源 n 的最大路径运输量;式(8)指最后一项任务的开始时间小于项目规定的工期结点,即代表项目工期的约束。

2.4 项目资源均衡模型

为了使资源计划使用量在整个工期内趋于均衡,目前在工程项目执行过程中,资源均衡的优化控制成为一个必需的考虑因素。资源的使用情况直接影响劳动生产率、设施规模和施工费用等,因此在编制工程网络计划时,要对工作的实际时间进行适当的调整,以减少资源使用量的高峰与低谷的差值,即达到资源方差值最小。目标函数如下:

$$\min \left[\sum_{k=1}^K w_k \sum_{t=1}^{T_j} (R_k^c - \bar{R}_k^c)^2 + \sum_{n=1}^N w_n \sum_{t=1}^{T_j} (R_n^v - \bar{R}_n^v)^2 \right] \quad (9)$$

$$\text{s. t. 式(2) - 式(6)}$$

$F_R = \left[\sum_{k=1}^K w_k \sum_{t=1}^{T_j} (R_k^c - \bar{R}_k^c)^2 + \sum_{n=1}^N w_n \sum_{t=1}^{T_j} (R_n^v - \bar{R}_n^v)^2 \right]$ 为资源均衡目标函数,即各时段资源消耗量与整个工期的平均消耗量的偏差的平方和,式(9)则代表资源最均衡。其中: w_k 为可更新资源 k 的权重, w_n 为不可更新资源 n 的权重; T_j 指项目的完成时间; R_k^c 为项目中在时段 t 可更新资源 k 的消耗总量; \bar{R}_k^c 表示可更新资源 k 在整个项目工期内的平均资源消耗水平; R_n^v 为项目中在时段 t 不可更新资源 n 的消耗总量; \bar{R}_n^v 则表示不可更新资源 n 在整个项目工期内的平均资源消耗水平。

2.5 项目质量模型

考虑到工程质量的特殊性,在此对工程质量进行重新定义和假设。参照文献[7-10],本文在基本模型建立的基础上,采用专家估测法来对工程质量进行评分,并确定单个活动在工程中所占的权重。具体目标函数如下:

$$\min \sum_{j=1}^J w_j \sum_{m=1}^{M_j} q_{jm} \cdot x_{jmu} \quad (10)$$

$$\text{s. t. 式(2) - 式(6)}$$

$F_Q = \sum_{j=1}^J w_j \sum_{m=1}^{M_j} q_{jm} \cdot x_{jmu}$ 为项目质量目标函数,式(10)表示质量最优,其中, w_j 指任务 j 的权重; q_{jm} 指任务 j 在 m 模式

下的质量得分。

2.6 多目标优化模型建立

为了能够对工程项目进行综合优化,这里将前面的工期、成本、资源和质量各优化目标函数加权求和,建立多目标优化函数:

$$\min \{F=W_T F_T^* + W_C F_C^* + W_R F_R^* + W_Q F_Q^*\} \quad (11)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \text{式(2)-式(6)} \\ W_T + W_C + W_R + W_Q = 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中, W_T, W_C, W_R, W_Q 分别为各个目标函数的权重;注意,由于各个模型的目标函数值具有不同的单位和量纲,因此在进行多目标决策之前先将这些目标无量纲化,即仅用数值的大小来反映各目标属性值的优劣,式中的 $F_T^*, F_C^*, F_R^*, F_Q^*$ 则是将各目标函数通过无量纲化得到的,具体公式如下:

$$F_T^* = (F_T - F_{T\min}) / (F_{T\max} - F_{T\min}) \quad (13)$$

$$F_C^* = (F_C - F_{C\min}) / (F_{C\max} - F_{C\min}) \quad (14)$$

$$F_R^* = (F_R - F_{R\min}) / (F_{R\max} - F_{R\min}) \quad (15)$$

$$F_Q^* = (F_Q - F_{Q\min}) / (F_{Q\max} - F_{Q\min}) \quad (16)$$

式中, $F_{T\max}, F_{T\min}$ 为工期最小化的目标函数 F_T 得到的最大值和最小值; $F_{C\max}, F_{C\min}, F_{R\max}, F_{R\min}$ 和 $F_{Q\max}, F_{Q\min}$ 也是如此。

3 混沌粒子群优化算法

3.1 粒子群算法思想

粒子群优化算法是由 Eberhart 博士与 Kennedy 博士发明的一种新的全局优化进化算法。该算法源于对鸟类捕食行为的模拟^[3]。粒子群优化算法首先初始化一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。一个是粒子本身所找到的最优解,即个体极值 $pBest$ 。另一个是整个种群目前找到的最优解,称之为全局极值 $gBest$ 。粒子在找到上述两个极值后,就根据下面两个公式来更新自己的速度与位置^[4]:

$$V = \omega * V + C_1 * rand() * (pBest - Present) + C_2 * rand() * (gBest - Present) \quad (17)$$

$$Present = Present + V \quad (18)$$

式中, V 是粒子的速度, $Present$ 是粒子的当前位置, $pBest$ 与 $gBest$ 见前面定义。 $rand()$ 是 $(0, 1)$ 之间的随机数, C_1 和 C_2 被称作学习因子。通常, $C_1 = C_2 = 2$, ω 是加权系数,取值在 0.1 到 0.9 之间。

根据上述公式,粒子最终飞至解空间中最优解所在的位置,搜索过程结束。最后输出的 $gBest$ 就是全局最优解。在更新过程中,粒子每一维的最大速率被限制为 V_{\max} ,粒子每一维的坐标也被限制在允许范围之内。

3.2 混沌思想及算法流程

混沌指的是通过确定的运动方程得到的具有随机性的运动状态。典型的混沌系统式 Logistic 映射方程为:

$$x_{k+1} = \mu x_k (1 - x_k), 0 \leq x_k \leq 1 \quad (19)$$

式中, μ 为控制参数, x_k 为变量, $k=0, 1, 2, \dots$ 。

混沌优化的基本思想是产生一组与优化变量数量相同的混沌变量,用类似载波的方式将其引入优化变量使其呈现混沌状态,随后将混沌运动范围放大到优化变量的取值范围,再利用混沌变量进行优化搜索^[11]。

利用混沌具有遍历性、随机性等特点,将其与粒子群算法结合形成一种混合算法,可使得局部搜索更加有效。其具体思路是:粒子群算法返回的每一个 $gBest$ 对应的适应值都与

混沌算法产生的适应值进行比较,如果没有混沌算法的值优,则更新 $gBest$ 。具体流程如下:

步骤 1 初始化群体规模为 M 的粒子群(在控制范围内随机设定位置和速度)。

步骤 2 计算、评价各个粒子的适应度,并更新粒子的个体极值 $pBest$ 和全局极值 $gBest$ 。粒子群算法每迭代一次,返回一个全局极值 $gBest$ 时,进入混沌迭代搜索,转步骤 3。

步骤 3 初始化混沌搜索参数,根据映射原理生成一个和粒子群维度相同的初始随机位置。

步骤 4 计算混沌搜索产生的位置的适应值。

步骤 5 比较粒子群 $gBest$ 对应的适应值和混沌搜索适应值的大小。如果前者小于后者,转至步骤 6;反之,则更新 $gBest$,再转入步骤 6。

步骤 6 通过 logistic 方程更新位置,并计算适应值,然后重复步骤 5,直到超过混沌搜索的最大迭代次数。

步骤 7 利用式(17)、式(18)更新粒子位置和速度,然后转步骤 2。

步骤 8 达到粒子群最大迭代次数,程序结束,返回全局最优解。

3.3 算法编码设计

3.3.1 粒子编码与初始化

在多执行模式的项目调度过程中,需要选择一个可行的执行模式和调度顺序。因此,本文算法中有两种类型的粒子:模式粒子和优先级粒子。其中,模式粒子用以选择执行模式,优先级粒子用以选择各个任务的加工顺序。这两种粒子数量相同,组合形成了一个调度方案^[12],如图 1 所示。

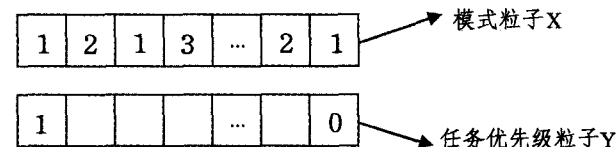


图1 粒子编码方案

粒子群的搜索空间维度表示项目中的任务数,总数为 J ,模式粒子 x_{mj} 每个维度的值 x_{mj} 都是随机值,大小不超过其对应的任务的可选模式总数,这个值表示任务 j 所选择的模式。优先级粒子 y_{mj} 每个维度的值 y_{mj} 都是 $[0, 1]$ 的随机实数,这个值的大小表示选择 m 模式的任务 j 调度的优先顺序,值越大越优先调度。为方便理解和计算,取虚拟开始任务的优先值为 1,虚拟结束任务的优先值为 0,其余任务都在 $[0, 1]$ 中取随机实数。经过简单的降序排序后就得到一个调度顺序,但是这个调度顺序可能不符合逻辑关系约束,所以在生成一个调度顺序后,需要加入一个逻辑关系判断程序,以剔除不符合要求的粒子。

3.3.2 调度生成方式

本文主要采用的是串行调度方案(Serial Scheduling Scheme, SSS)。其主要思路是:根据已经确定的调度顺序,按顺序加工,某个任务 j 的实际开始时间在其最早开始时间 EF_j 与最晚开始时间 LF_j 之间^[13]。在程序设计时,只需要判断在 EF_j 和 LF_j 之间,哪个时刻首先满足该任务的资源消耗量小于或等于该时刻的资源剩余总量,这个时刻便是该任务的实际开始时间 T_j 。依次类推,最后得到该调度顺序各个任务的实际开始时间、工期和成本等一系列目标值,然后通过适应度函数计算最优适应值。

3.3.3 粒子更新方式

采用式(17)、式(18)的方程对粒子的速度和位置进行更新。更新后,如果非虚拟工序的 $x_{ij} \geq 1$ 或 $x_{ij} \leq 0$, 则 $x_{ij} = rand$, $rand$ 是产生 $[0, 1]$ 随机实数的函数, 经过去同处理, 使得 x_i 各个维度值互不相同, 再采用初始化时的排序方法消除紧前约束, 最后得到一个 x_i' , 将其带入串行调度求适应值。如果 $v_{ij} > 1$, 则 $v_{ij} = 1$; 如果 $v_{ij} < -1$, 则 $v_{ij} = -1$ 。

4 应用实例

以国际标准问题库 <http://129.187.106.231/psplib/> 中 J1015-5. SM 为测试问题, 同时以专家教授实际项目经验所提供的的基本数据为基础, 应用混沌粒子群算法求解上文模型下的多目标项目调度问题。作业及资源等信息如表 1、表 2 所列。

表 1 作业信息表

任务号	执行模式	工作时间	紧后工作号	路径长度	质量权重	质量得分	资源需求量			
							K1	K2	N1	N2
1	1	0	2,3,4	0	0	0	0	0	0	0
	1	2				92	0	7	9	5
2	2	5	8	4	13.9	95	0	3	6	3
	3	7				85	2	0	4	3
3	1	1	10,11	7.5	12.3	91	0	7	4	6
	2	3				90	4	0	2	4
4	1	1	5,6,7	3	10.2	92	0	10	7	9
	2	2				93	7	0	7	9
5	1	2	8,10	4.5	8.9	89	3	0	5	8
	2	4				90	0	5	2	8
6	1	2	11	3	5.7	87	0	9	10	10
7	1	4	10	4	10.8	90	3	0	9	4
	2	6				85	0	4	8	3
8	1	2	9,11	7.5	9.7	89	0	4	8	9
	2	6				80	3	0	7	7
9	1	1	12	5	8.5	87	0	9	4	4
	2	3				88	10	0	4	4
10	1	2	12	6.5	10.5	89	0	6	6	8
	2	8				82	0	6	4	7
11	1	2	12	8	9.5	87	9	0	8	7
	2	4				85	8	0	5	5
12	1	0	--	0	0	0	0	0	0	0

表 2 资源信息表

	K1	K2	N1	N2
最大资源消耗水平	13	15	61	63
资源单位成本	200	150	500	350
资源权重	0.2	0.15	0.35	0.3

同时, 设置资源每单位量运输单位长度的成本为 50; 4 大目标函数权重分别为 $W_T=0.4$ 、 $W_C=0.25$ 、 $W_R=0.15$ 、 $W_Q=0.2$ 。

根据表 1 给出的逻辑关系, 绘制出本项目的网络图, 如图 2 所示。

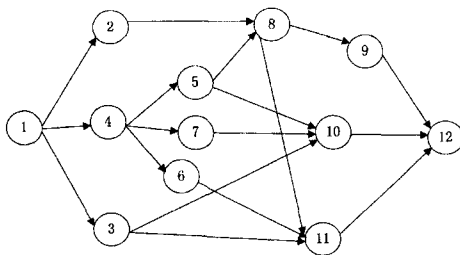


图 2 项目网络图

这里采用 matlab7.0 对以上算法编程, 算法参数设置: 学习因子 $c_1=c_2=2$, 由于该问题只有 12 个任务, 因此种群规模

和进化次数不用设置得太大, 种群规模: $POPSIZE=20$, 进化次数: $D_{max}=500$; 粒子群算法迭代运行次数设置为, $M=50$; w 取惯性权重, 取值 $w=w_{max}-(w_{max}-w_{min})/D_{max}$, w_{max} 、 w_{min} 分别取 0.9 和 0.4。

采用混沌粒子群编码程序, 将模型各个单目标函数和多目标方案分别进行了运算, 同样通过 50 次迭代运算, 得到了表 3 与表 4 所列的结果, 从而很好地反映出多目标调度问题是一种综合优化, 需要在各个目标间选出一个最为平衡的点, 即多目标优化的一组最优解, 因此, 各目标最优解可能并没有只考虑一个目标问题所得到的最优解。

表 3 单目标与多目标运行结果比较

	工期(天)	质量得分(分)	资源水平	成本(元)
CPSO 单目标	11	89	108	185225
CPSO 多目标	13	87	121	193725

同时, 计算得到该多目标模型下最优方案的具体模式选择情况以及任务对应的调度顺序, 如表 4 和图 3 所示。

表 4 最优方案任务执行信息表

任务序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
模式序号	1	3	2	1	2	1	2	1	1	2	2	1
开始时间	0	0	0	0	1	1	3	7	9	5	9	13

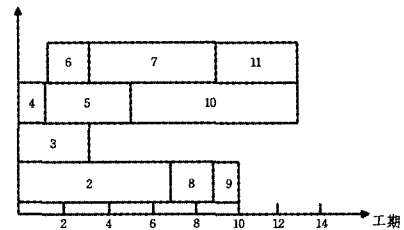


图 3 最优方案对应的调度

图 4 为该多目标算例分别在基本粒子群算法和混沌粒子群算法下所得到的平均最优适应值曲线图, 即收敛图的比较。可以看到, PSO 算法在求解该项目调度问题时, 通过 150 次进化运算基本达到收敛效果, 而混沌粒子群算法只需 100 次进化运算即可达到收敛, 由此可见 CPSO 算法具有更高的收敛性, 速度快且方差较小, 结果比较稳定。

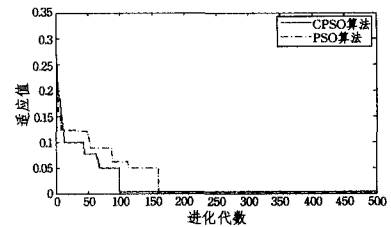


图 4 PSO 和 CPSO 运行结果对比图

结束语 工期、成本、资源和质量是工程项目的几大控制目标, 它们之间相互依存、相互影响。本文提出, 在进行项目优化问题求解时, 将这些控制目标有效地结合统一, 形成一个综合、科学、有效的数学模型, 是解决实际问题的根本, 是最优化设计成败的关键。

实际的项目调度问题通常是相当复杂的, 构建的数学模型必须对实际问题加以适当的抽象和简化。本文建立了工期-成本-资源均衡-质量的优化模型, 其采用函数加权求和, 将各目标“化整为一”。并采用混沌粒子群优化算法求解工程

(下转第 305 页)

行性和有效性;

(3) N-CTM 融合图像的各项评价指标均优于 T-CTM 融合图像,表明文中提出的对 Contourlet 变换后低频、高频系数的融合规则是合理有效的;

(4) 从 N-CTM 融合图像和 M-CTM 融合图像的信息熵、标准差和平均梯度等各项指标的对比中可以看出,与 N-CTM 方法相比,M-CTM 方法在空间信息的保留方面稍差,但是从融合结果来看,M-CTM 融合图像中损失的空间信息主要是一些非边缘、空间信息较少的区域,而图像中的边缘信息却得到了较好的保留,并且从两幅图的相关系数和偏差两个指标的对比中可以看出,M-CTM 融合图像比 N-CTM 融合图像保留了更多的原始多光谱图像的光谱特征,即 M-CTM 方法以适当地损失非边缘区域空间信息为代价来减少该区域光谱信息的扭曲,从而得到较理想的结果。所以,N-CTM 方法适用于空间信息集中而光谱信息相对较少的遥感图像融合,而对多特征地物遥感图像进行融合时,M-CTM 方法则是一种更为有效可行的遥感图像融合方法。

结束语 由于在遥感图像融合过程中,光谱信息的保持和空间信息的保留是相互矛盾的,因此,如何对图像中的两类信息进行取舍关系着融合效果的优劣。本文将 Contourlet 变换应用于遥感图像融合中,并将其与形态学运算相结合来改进融合过程中的不足。通过对实验结果进行比较分析,可以看出,基于 Contourlet 变换的融合方法表现突出,在提高空间信息的同时,较好地保持了原始多光谱图像的光谱信息。并且 Contourlet 变换与形态学运算相结合的算法进一步保证了光谱信息和空间信息的优化选择,使融合结果中的信息更加丰富、准确。所以,在进行多特征地物遥感图像融合时,本文提出的融合算法是一种有效可行的遥感图像融合算法。

参考文献

- [1] Pohl C, Genderen J. Multi-sensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications [J]. Int. J. Remote Sensing, 1998, 9(5): 823-854
- [2] Simone G, Farina A, Morabito F C, Serpico S B, et al. Image fu-

(上接第 262 页)

目多目标问题,能较好地平衡全局与局部搜索能力,保持种群的多样性,避免早熟。

同时,项目实例结果表明,本文提出的综合优化模型具有较好的适用性。并且其运算结果证明:基本粒子群算法有易陷入局部最优的缺点,容易错过最优值,而混沌搜索的遍历性和快速收敛性使得它能够避免陷入局部极小,因此在求解该问题时混沌粒子群算法较基本粒子群算法达到了更为理想与科学的结果。

参考文献

- [1] 骆刚,刘尔烈,王健. 遗传算法在网络计划资源优化中的应用[J]. 天津大学学报, 2004, 37(2): 179-183
- [2] 刘永淦. DP 法工期优化[J]. 湘潭大学学报, 2002, 24(1): 106-108
- [3] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [C] // IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995(2): 23-27
- [4] 刘军民,高岳林. 混沌粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(2): 322-325

sion techniques for remote sensing applications [J]. Information Fusion, 2002, 3(1): 3-15

- [3] Su Rong-dong, Hai Ying-zhou. A Kind of Multi-Channel Filtering Based Wavelet Packet Remote Sensing Image Fusion [J]. Key Engineering Materials, 2012, 500: 748-753
- [4] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multi-sensor Image Fusion Using the Wavelet Transform [J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235-245
- [5] Li Shu-tao, Kwok J T, Wang Yao-nan. Using the discrete wavelet frame transform to merge Landsat TM and SPOT panchromatic image [J]. Information Fusion, 2002, 3(1): 17-23
- [6] Chen Feng-rui, Qin Fen, Peng Guang-xiong, et al. Fusion of Remote Sensing Images Using Improved ICA Mergers Based on Wavelet Decomposition [J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 2938-2943
- [7] 李晖晖,郭雷,刘航. 基于二代 Curvelet 变换的图像融合研究[J]. 光学学报, 2006, 26(5): 657-662
- [8] Do M N, Vetterli M. Contourlet: a directional multi-resolution image representation [C] // Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing. 2002: 357-360
- [9] Li S T. Multi-focus Image Fusion Using Contourlet [C] // 6th International Symposium on Test and Measurement, Conference Proceedings. Volsl-9, 2005: 6358-6361
- [10] 苗启广,王宝树. 基于 Contourlet 的图像融合新方法[J]. 计算机科学, 2008, 35(5): 231-235
- [11] 李美丽,李言俊,王红梅. 多聚焦图像融合的 Contourlet 变换方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(10): 20-22
- [12] 魏伟,赵军,王旭峰. 基于 LP 和 DFB 结构的离散 Contourlet 遥感影像融合算法及在 QuickBird 中的试验研究 [J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(3): 362-369
- [13] 王相海,魏婷婷,周志光. Contourlet 方向区域相关性的遥感图像融合[J]. 遥感学报, 2010, 14(5): 911-916
- [14] 朱康,贺新光,杨波. 一种基于小波系数局部特征的选择性遥感图像融合方法[J]. 遥感信息, 2011, 5: 9-14
- [15] 王晓艳,刘勇,蒋志勇. 一种基于结构相似度的 IHS 变换融合算法 [J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(5): 670-676

- [5] Zhang Hong, Li Xiao-dong, Li Heng. Particle swarm optimization-based schemes for Resource-constrained project scheduling [J]. Automation in Construction, 2005, 14(3): 393-404
- [6] 王维博,冯全源. 基于改进粒子群算法的工程项目综合优化[J]. 西南交通大学学报, 2011, 46(1): 76-83
- [7] 王健,刘尔烈,骆刚. 工程项目管理中工期成本质量综合均衡优化[J]. 系统工程学报, 2004, 19(2): 148-153
- [8] 杨耀红,汪应洛,王能民. 工程项目工期成本质量模糊均衡优化研究[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(7): 114-117
- [9] Kaheled E, Amr K. Time-cost-quality-trade-off analysis for highway construction [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2005, 131(4): 477-485
- [10] Afshar A, Kaveh A, Shoghli O R. Multi-objective optimization of time-cost-quality using multi-colony algorithm [J]. Asian Journal of Civil Engineering (Building and Housing), 2007, 8(2): 113-124
- [11] 陈君兰,叶春明. 柔性资源受限多项目调度的混沌粒子群算法研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 9(11)
- [12] 彭武良,郝水平. 求解资源受限项目调度问题的改进粒子群算法[J]. 系统工程, 2010, 4(28): 84-88
- [13] 谢阳,叶春明,陈君兰,等. 基于混沌粒子群的资源受限项目调度问题[J]. 工业工程, 2012, 6(15)