

非对称边界变异的分层并行量子粒子群算法*

宋建立, 谭阳红, 熊智挺

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

摘要: 针对粒子群算法在非对称可行性区间经常发生越界的问题, 提出了一种非对称边界变异的分层并行量子粒子群算法(MQPSOBV)。该算法中引入分层思想, 将粒子非对称可行性区间分层设置和并行运行; 当粒子越界时, 对越界粒子在非对称上下边界进行相应变异, 从而使算法完全控制粒子越界行为, 有效地克服了粒子群算法的缺陷。测试结果表明, 该算法在精度和全局搜索能力方面有了很大的提高, 具有一定的实际应用价值。

关键词: 分层; 非对称区间; 越界; 粒子群算法

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)06-1630-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.006

Multilevel parallel quantum-behaved particle swarm optimization based on asymmetrical boundary variation

SONG Jian-li, TAN Yang-hong, XIONG Zhi-ting

(College of Electrical & Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: This paper proposed a new multilevel parallel quantum-behaved particle swarm optimization algorithm based on asymmetrical boundary variation(MQPSOBV). This algorithm is designed to solve the problem of crossing the predefined boundary that standard PSO algorithm may often suffers. By introducing the concept of multilevel, the algorithm set the asymmetrical effective regions separately, as well as the layers parameters. And they operated in parallel. So it occurred variation near the respond boundary and maintained the swarm among the effective region if the swarm was beyond the asymmetrical boundary. Test results show that the proposed algorithm effectively overcomes the shortcomings of standard PSO. Its accuracy and the performance of global search for optimal solutions have been greatly improved. Therefore, it provides a perfect application in the practice.

Key words: multilevel; asymmetrical region; beyond boundary; particle swarm optimization algorithm

20世纪90年代, 粒子群算法、遗传算法、蚁群算法、免疫算法等智能算法^[1-5]都是通过模拟生物群体的行为来构造的随机算法, 形成了以群体智能为核心的理论体系。尽管人们没有给出群体智能严格的数学证明, 但在函数优化、神经网络训练、模式识别分类、模糊控制等科学研究领域的广泛应用^[6,7], 已经证明了群体智能的有效性。作为群体智能的典型, 粒子群优化算法(PSO)^[1]是一个通过个体间协作来寻找最优解的算法。所有粒子都以随机速度在解空间移动, 在移动的同时, 粒子能记录它所经过的最佳位置和共享群体内的最佳位置, 个体粒子通过彼此分享信息实现进化。在标准的PSO中, 粒子以轨道的形式收敛, 由于粒子的速度限制, 粒子的搜索空间总是有限的, 不能覆盖整个可行性空间^[8]。为了克服标准PSO搜索空间有限、收敛精度不高的缺陷, 2004年由Sun等人提出量子粒子群算法(quantum particle swarm optimization, QPSO)^[9]。在QPSO算法中对粒子越界问题的处理会使所有粒子都聚集在边界处, 使粒子很容易陷入局部最优点, 从而找不到最优解; 并且随着边界粒子的增多, 种群的多样性也会降低。此后有人提出基于边界变异的量子粒子群算法(quantum-behaved particle swarm optimization algorithm with boundary mutation, QP-

SOB)^[10], 虽然能够很好地提高粒子的全局搜索能力, 但这种方法在非对称边界的情况下不能完全控制粒子的越界行为。

针对非对称边界的粒子越界问题, 本文借助于遗传算法的分层并行模式^[11,12]和非对称变异思想提出了基于非对称边界变异的量子粒子群算法(MQPSOBV)。此算法运用分层并行模式, 将粒子的非对称可行性区域中的每一维空间分别并行运行, 这样可以对每一维非对称边界分别设定。当粒子发生越界, 不再像QPSO、QPSOB以粒子的最大位置为对象进行处理, 而是分别在上下非对称边界附近的可行性区间内进行变异。

1 非对称边界变异的分层并行量子粒子群优化算法

QPSO算法的提出, 改善了标准PSO的收敛精度和搜索能力; 在QPSO基础上提出的QPSOB算法则增加了种群多样性, 提高了全局搜索能力。非对称边界变异的量子粒子群算法正是立足于QPSO, 在非对称边界的处理过程中引入了变异思想和分层并行模式。

1.1 量子粒子群算法

量子粒子群算法以Delta势阱为基础, 粒子可以在全部的量子空间内进行搜索, 全局搜索能力很强。QPSO算法利用波函数

收稿日期: 2012-09-23; 修回日期: 2012-11-19 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61102039, 51107034); 湖南省科技计划资助项目(2011FJ3080); 中央高校基金项目资助

作者简介: 宋建立(1986-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为智能算法、RFID、电气工程等(sjl1986love@163.com); 谭阳红(1971-), 女, 教授, 博导, 主要研究方向为RFID、自动测试与故障诊断、高速集成电路、智能与实时信息处理; 熊智挺(1986-), 男, 硕士, 主要研究方向为智能算法、RFID、神经网络等。

描述粒子状态,通过求解薛定谔方程得到粒子在空间某点出现的概率密度函数,用 Monte Carlo 随机模拟得到粒子位置方程:

$$X(t) = P \pm \ln(1/u) \times L/2 \quad (1)$$

其中: u 为在 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数, L 值由 $L(t+1) = 2\beta |mbest - X(t)|$ 确定,QPSO 算法的进化方程为

$$mbest = \frac{1}{M} \times \sum_{i=1}^M pbest_i = \frac{1}{M} \times \left(\sum_{i=1}^M pbest_{i1}, \sum_{i=1}^M pbest_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^M pbest_{iDim} \right) \quad (2)$$

$$P = \varphi \times pbest + (1 - \varphi) \times gbest \quad (3)$$

$$X_{id}(t+1) = P \pm \beta \times |mbest_{id} - X_{id}(t)| \times \ln(1/u) \quad (4)$$

其中: M 为种群中粒子的数目; Dim 为粒子的维数; φ 是在 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数; $mbest$ 是种群的平均最好位置点;式(2)中的 $pbest_{idim}$ 为每一维粒子所经历的最好位置;式(3)中的 $pbest$ 和 $gbest$ 与在 PSO 中意义一样,表示粒子所经历的最好位置和种群的最好位置; β 为搜索扩张系数,是 QPSO 中的唯一参数,取 $\beta = (1 - 0.5) \times (G_{max} - G) / G_{max} + 0.5$ 。

在 QPSO 算法中,当粒子 X_{id} 飞越出搜索边界 X_{max} 后,通常将边界位置赋予该粒子。

$$\text{if } X_{id} > X_{max} \quad X_{id} = X_{max} \quad (5)$$

或者 $\text{if } X_{id} < X_{min} \quad X_{id} = -X_{min} \quad (6)$

采用这样的边界设置后,所有飞越边界的粒子都被强制限制在边界处,一旦在边界有局部最优解,粒子将很容易陷入该局部最优解。随着边界处粒子的增多,种群的多样性也会进一步降低,势必影响算法的全局搜索能力。

1.2 边界变异思想

针对量子粒子群的越界问题,有人提出了基于边界变异的量子粒子群算法^[10]。当粒子 X_{id} 飞出边界后,不再将边界赋予该粒子,而是运用变异的思想将边界赋予附近的可行空间内。

$$\text{if } X_{id} > X_{max} \quad X_{id} = X_{max} \times (1 - c \times \text{rand}()) \quad (7)$$

或者

$$\text{if } X_{id} < X_{min} \quad X_{id} = -X_{min} \times (1 - c \times \text{rand}()) \quad (8)$$

其中: $c = 0.01$ 。

对越界粒子进行变异后,粒子群跳出边界,分别在边界附近的可行空间内。这种方法使粒子克服了容易在边界上陷入局部最优的缺点,种群多样性得到了加强,全局的搜索能力进一步提高。但是当搜索空间为非对称边界, X_{max} 的值设定为边界值时,可能会使粒子产生越界值,并被算法捕捉到,认定为最优解。当 X_{max} 的值设定为非边界值,粒子飞越 X_{max} 值时被强制拉到 X_{max} 值以内的可行空间内变异,这样使粒子无法飞越到边界值附近进行寻优,不仅降低了种群多样性,同时影响了搜索最优解。因此基于边界变异的量子粒子群算法应用于非对称边界时,存在两种缺陷:粒子飞越非对称边界后被误认为最优解;降低了种群多样性,影响了全局搜索的能力。

1.3 在可行性区间的非对称边界变异

针对非对称边界寻优,提出了非对称边界变异的量子粒子群算法。当粒子飞出可行性区间的上边界 PsoOption.Obj.ub 或飞出可行性区间的下边界 PsoOption.Obj.lb 时,不再将最大位置附近的可行区间赋予粒子,而是将粒子位置定位在边界上下限分别变异的可行空间内。

$$\text{if } X_{id} > \text{PsoOption.Obj.ub} \quad X_{id} = \text{PsoOption.Obj.ub} - c_1 \times \text{rand}() \quad (9)$$

或者 $\text{if } X_{id} < \text{PsoOption.Obj.lb}$

$$X_{id} = \text{PsoOption.Obj.lb} + c_1 \times \text{rand}() \quad (10)$$

其中: c_1 值用于调整范围大小,当粒子越界后不再聚集在边界处,而是分布在边界的可行区域内,其大小主要取决于越界的大小。通过对边界上下限的分别处理,可以完全控制粒子在可行区间内取得最优解,既能保证粒子位于可行空间内,又克服了原算法易在边界聚集或陷入局部最优解的缺点,增加种群的多样性,有利于提高全局搜索能力。

1.4 分层并行模式在多维空间搜索中的应用

当粒子在多维对称空间进行搜索时可以应用基于边界变异的量子粒子群算法,但是当每一维的空间可行区域在非对称的情况下会发生越界。可行空间每一维的非对称区域都不完全相同时,如果统一设定边界区域也会造成粒子的越界行为,或者使粒子搜索能力下降。针对这种情况,根据分层遗传算法的思想,采用多区间并行模式,不再使算法中所有粒子共用一个区间,而是将每一维粒子根据条件单独设定运行区间,对每一个粒子的上下限分别进行设定,使每个粒子的可行区域互不干扰。其中式(11)是对可行区间上界的每一维边界分别进行设定,式(12)是对可行区间下界的每一维空间分别进行设定。

$$\text{PsoOption.Obj.ub} = [\text{PsoOption.Obj.ub}_1 \dots \text{PsoOption.Obj.ub}_n] \quad (11)$$

$$\text{PsoOption.Obj.lb} = [\text{PsoOption.Obj.lb}_1 \dots \text{PsoOption.Obj.lb}_n] \quad (12)$$

借助于生物变异思想,当某一维粒子发生越界的时候可以单独进行变异。

$$\text{if } X_{id_i} > \text{PsoOption.Obj.ub}_i$$

$$X_{id_i} = \text{PsoOption.Obj.ub}_i - c_1 \times \text{rand}() \quad (13)$$

或者

$$\text{if } X_{id_i} < \text{PsoOption.Obj.lb}_i$$

$$X_{id_i} = \text{PsoOption.Obj.lb}_i + c_1 \times \text{rand}() \quad (14)$$

当粒子在非对称区间发生越界现象时,在其对应的某一维区间的上界或下界附近进行单独变异处理,在增加种群多样性的同时能够较好地收敛于全局最优解。MQPSOBV 算法在保持种群多样性的同时采用量子理论,因而能够向有最优解的方向搜索,加快了收敛速度。在处理越界现象时,将某一维粒子变异的独立性和多维粒子分层搜索的并行性充分结合,使其收敛性有了较好的改进。MQPSOBV 不仅能使粒子在自身有效的空间内飞行,而且完全控制了越界现象的发生,很好地解决了多维不对称空间中的寻优问题。

2 非对称边界变异的分层并行量子粒子群算法步骤

MQPSOBV 的步骤如下:

- 初始化每个粒子的位置向量,每个粒子的初始状态全部设为零;
 - 计算出每个粒子的适应值,得到 $pbest$ 和 $gbest$;
 - while(当前迭代次数 < 最大迭代次数)
 - 计算出 β 的值和 $mbest$ 的值,从而得到 p 值;
 - 按照式(4)更新粒子的位置;
 - 按照式(13)(14)判别是否超过了边界,如果越界则对粒子的位置在相应越过的上界或下界附近可行区域进行变异;
 - 得到 $pbest$ 和 $gbest$ 的值,与当前的 $pbest$ 和 $gbest$ 进行比较,如果较好则进行相应的更新,反之则保持不变。
- end

3 算法仿真及对比

3.1 算法仿真

为了测试非对称边界变异的分层并行量子粒子群算法在

一维非对称空间的寻优等效效果,选用下面四组函数对其进行实验,并将实验结果与标准 PSO、QPSO、QPSOB 所获的实验结果进行了比较。

a) DeJong 函数

$$F_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad x \in (0, 100)$$

b) Rosenbrock 函数

$$F_2 = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad x \in (0, 30)$$

c) Rastrigin 函数

$$F_3 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10] \quad x \in (0, 10)$$

d) Griewank 函数

$$F_4 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad x \in (0, 600)$$

为了测试非对称边界变异的分层并行量子粒子群算法在多维非对称空间的寻优效果,选用了三组函数对其进行实验,并将结果与标准 PSO、QPSO 和 QPSOB 所获得实验结果进行比较。

a) Bohachevsky 函数

$$F_5 = x_1^2 + 2x_2^2 - 0.3\cos(\pi x_1) - 0.4\cos(4\pi x_2) + 0.7$$

$$x_1 \in (-5, 10) \quad x_2 \in (0, 15)$$

b) Schaffer 函数

$$F_6 = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1.0 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$$

$$x_1 \in (-10, 20) \quad x_2 \in (-20, 10)$$

c) Matyas 函数

$$F_7 = 0.26(x_1^2 + x_2^2) - 0.48x_1x_2 \quad x_1 \in (0, 10), x_2 \in (0, 10)$$

3.2 实验结果与分析

为了 MQPSOBV 算法与标准 PSO、QPSO、QPSOB 算法公平比较,以上算法都在同一台计算机、同一环境下运行。进化代数分别取为 100、500、1000,群体规模为 30,对每个算法各自运行 50 次,取最优值、成功率及其收敛速度为评价数据。成功率是粒子在运行 50 次后,达到目标精度并且不发生越界现象的百分比。测试机器为 Pentium Dual 2.3 GHz, 2 GB 内存,采用 MATLAB7.0 编程。运行结果如表 1~4 所示。取迭代次数 1000 时的结果,表 1 中数据是四种算法在一维可行性空间中测试函数参数的设置;表 2 中数据是四种算法在一维非对称区间的对比结果;表 3 中数据是四种算法在多维可行性空间中测试函数参数的设置;表 4 中数据是四种算法在多维非对称区间的对比结果。

表 1 一维函数参数设置

参数	DeJong	Resenbrock	Rastrigin	Griewank
种群规模	30	30	30	30
初始范围	[0, 100]	[0, 30]	[0, 5.12]	[0, 600]

表 2 四种算法在一维非对称可行性区间的对比

函数	算法(迭代次数=1000)			
	PSO	QPSO	QPSOB	MQPSOBV
DeJong	0.006 15	0.005 99	1.8e-04	9.66e-09
Rosenbrock	0.012 99	0.153 19	1.163 88	9.79e-08
Rastrigin	0.009 25	0.005 69	0.009 96	1.50e-08
Griewank	0.006 23	0.005 21	0.008 02	4.23e-10
成功率/%	54	57	62	100

表 3 多维函数的参数设置(群规模=30)

参数	Bohachevsky	Schaffer	Matyas
初始范围	$x_1 \in (-5, 10)$ $x_2 \in (0, 15)$	$x_1 \in (-10, 20)$ $x_2 \in (-20, 10)$	$x_1 \in (0, 10)$ $x_2 \in (0, 10)$

表 4 四种算法在多维非对称可行性区间的对比

函数	算法(迭代次数=1000)			
	PSO	QPSO	QPSOB	MQPSOBV
Bohachevsky	4.19e-05	3.35e-05	3.43e-05	8.36e-11
Schaffer	4.98e-05	6.11e-05	4.35e-05	1.70e-13
Matyas	1.43e-05	6.71e-06	6.65e-06	1.68e-15
成功率/%	58	66	70	100

通过测试和对比可以看出:

a) 在测试中随着迭代次数的增加,四种算法的精度都有提高。当迭代次数相同时,MQPSOBV 比其余三种算法有了很大的提高。四种算法对比中,MQPSOBV 的不越界成功率为 100%,而其余三种算法的不越界成功率都保持在 60% 左右的低水平。

b) 标准 PSO、QPSO 和 QPSOB 算法在非对称可行性区间内随着迭代次数的增加,其最优适应值陷入了局部最优而不能跳出;MQPSOBV 在粒子发生越界现象后,会在非对称边界处发生变异,其最优适应值则会随着迭代次数的增加显著提高。MQPSOBV 的不越界成功率为 100%,从而能够完全控制粒子的越界现象而不会陷入局部最优。在相同的迭代次数下,MQPSOBV 的精度要比其余三种算法提高 10^6 。

c) 在表 4 中,粒子在多维非对称可行空间搜索时 MQPSOBV 采用分层模式,通过每一维粒子的上下非对称边界分别变异,所得到的最优值精度和成功率都远远好他其于三种算法。

d) MQPSOBV 在多维非对称空间的最优适应值精度与在一位非对称可行性空间相比要提高 10^3 。

e) 收敛性对比。在最优适应值满足相同精度的条件下,MQPSOBV 所用迭代次数更少,在多维非对称区间这种现象更加明显。因此与其余三种算法相比,MQPSOBV 算法拥有更好的收敛特性。

为了形象直观地比较四种算法的收敛及优化性能,本文以函数为例给出了四个算法的收敛曲线。其中纵坐标为最优适应值 fitness,横坐标为迭代次数 iterations。由图 1 可知,MQPSOBV 的收敛速度和优化精度均优于其他三种算法。随着计算机技术的发展,在变量空间方面对算法的制约已经越来越小,对运行时间的要求则是越来越短。例如,运行 DeJong 函数共 50 次并达到 $1e-2$ 精度内所用时间,标准 PSO 为 0.914859 s, QPSO 为 0.204123 s, QPSOB 为 0.4655 s, MQPSOBV 为 0.034897 s。由此看出,在达到相同精度的条件下,MQPSOBV 算法的运行时间与其余三种算法相比缩短了一个数量级。

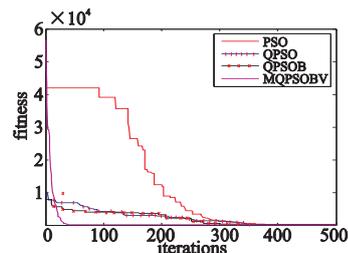


图 1 四种算法在 DeJong 函数中的对比

从仿真结果可以看出,MQPSOBV 算法在稳定性和收敛性等方面较 PSO、QPSO、QPSOB 均有不同程度的提高。MQPSOBV 算法不仅保持了全局搜索的能力,而且收敛特性得到明显改善,通过对收敛性的分析可以得出:a) MQPSOBV 算法改变了粒子局部搜索的能力,提高了种群多样性,保证了算法的全局收敛性;b) MQPSOBV 算法的粒子进化方 (下转第 1646 页)

表 3 两目标取不同权值运行结果比较

实验序号	堆场占用时间/小时			闸口作业不平衡量/箱		
	(1,1)	(1,0)	(0,1)	(1,1)	(1,0)	(0,1)
1	806262	3283303	280426	319	137	694
2	2833810	27229688	157572	162	144	1933
3	1694197	2408923	137079	220	101	2380
4	1792606	7933457	198538	212	138	1788
5	2279559	5038092	178058	230	151	1497
6	2021158	28851995	189921	179	149	1735
7	2283624	27934712	157568	219	133	1938
8	1998601	3243676	147325	156	128	2157
max	2833810	28851995	280426	319	151	2380
min	806262	2408923	137079	156	101	694
average	1881287	13240481	180811	212	135	1765

如表 3 结果所示,当两个目标的权重比值为 1:1 时,出口集装箱装船之前在堆场的堆放时间和闸口作业不平衡量都相对较小;当 (α_1, α_2) 取(1,0)时,即只考虑闸口作业平衡一个目标,而不考虑出口集装箱装船之前在堆场的堆放时间,闸口作业平衡性稍微有所改善,出口集装箱装船之前在堆场的堆放时间大幅上升;当只考虑出口集装箱装船之前在堆场的堆放时间时,堆放时间有较大改善,但闸口作业不平衡箱量亦大幅上升。通过数值分析可以看出,出口集装箱装船之前在堆场的堆放时间对权重系数变化更为敏感。同时,在实际作业中如片面地降低堆放时间,追求最小化出口集装箱装船之前在堆场的堆放时间,则会出现各子计划期闸口作业量的严重不平衡。从表 3 还可以看出,在当前模型和假设条件下,不同权重设定对目标的影响程度很大。现实操作中,不同港口对出口集装箱装船之前在堆场的堆放时间和闸口作业平衡两个目标有不同的偏好,可以根据其侧重点为模型选择不同的权重比。

4 结束语

本文首先建立基于滚动计划周期的出口集装箱送箱时间窗分配模型,以优化码头闸口作业平衡,减少货主送箱在闸口处的周转时间,以及减少出口集装箱装船之前在堆场的滞留时间为目标。在此基础上,通过基于遗传算法确定滚动计

(上接第 1632 页)算形式更加精简,参数较少并且易于控制,有益于得到较好的收敛性;c)MQPSOV 算法的多维粒子分层寻优的并行性和某一维粒子变异处理的独立性相结合,促进了粒子的快速收敛。

4 结束语

本文提出了一种基于非对称边界变异的量子粒子群算法,通过对非对称边界的上下界可行区间内的变异,有效地控制了粒子的越界现象。当粒子的可行搜索非对称空间由一维推演到多维情况时,出现了多个不同的非对称可行性空间,从而引入了并行模式,通过对每一维可行性非对称空间分别变异来改变越界现象的发生。通过实验测试表明,非对称边界变异的量子粒子群算法相比标准粒子群算法有求解精度高、不易陷入局部最优解、快速收敛的优点,但这种算法所需的运行时间还可以进一步的缩短,这也是下一步的改进方向。

参考文献:

[1] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 1995: 1942-1948.

[2] XIAO Ren-yue, YU Jin-hai. A newly self-adaptive strategy for the PSO[C]//Proc of the 4th International Conference on Natural Com-

putation. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 396-400.

[3] 张超群, 郑建国, 王翔. 蚁群算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(9): 3201-3204.

[4] 雷秀娟, 史忠科, 孙瑰琪. 基于遗传算子的粒子群优化算法的比较分析[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(14): 65-67.

[5] 陈颖, 徐晓晖, 李志全. 基于免疫克隆原理的改进粒子群优化算法的研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(6): 1471-1474.

[6] 刘志刚, 杜鹤, 许少华, 等. 基于改进粒子群算法的过程神经网络训练[J]. 科学技术与工程, 2011, 11(12): 2675-2679.

[7] 赵洋, 韦莉, 张逸成, 等. 基于粒子群优化的超级电容器模型结构与参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(15): 155-161.

[8] 张春燕, 须文波, 孙俊, 等. MQPSO: 一种具有多群体与多阶段的 QPSO[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(3): 100-102.

[9] SUN Jun, FENG Bin, XU Wen-bo. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//Proc of Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 2004: 325-331.

[10] 林星, 冯斌, 孙俊. 基于边界变异的量子粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(12): 187-188.

[11] 杨昭龙, 杨松林. 分层遗传算法和遗传符合形算法及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(13): 203-206.

[12] 熊智挺, 谭阳红, 易如方, 等. 一种并行的自适应量子粒子群算法[J]. 计算机系统应用, 2011, 20(8): 47-51.

参考文献:

[1] 魏航. 集装箱码头堆场取箱时间窗优化研究[J]. 管理科学学报, 2011, 14(9): 21-36.

[2] CHEN Gang, YANG Zhong-zhen. Optimizing time windows for managing export container arrivals at Chinese container terminals[J]. Maritime Economics & Logistics, 2010, 12(1): 111-126.

[3] WANG Wen-fei, YUN W Y. Scheduling for inland container truck and train transportation[J]. International Journal of Production Economics, 2011, 10: 1-8.

[4] ZHANG Rui-you, YUN W Y, MOON K. Modeling and optimization of a container drayage problem with resource constraints[J]. International Journal of Production Economics, 2011, 133(1): 351-359.

[5] VACCA I, BIERLAIRE M, SALANI M. Optimization at container terminals: status, trends and perspectives[C]//Proc of the 7th Swiss Transport Research Conference. 2007: 12-14.

[6] 张艳伟, 石来德, 宓为建, 等. 出口集装箱堆场翻箱问题优化模型[C]//2007 全国机械工程博士生学术论坛论文集. 2007: 438-446.

[7] ZHANG Chu-qian, LIU Ji-yin, WAN Y W, et al. Storage space allocation in container terminals[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2003, 37(10): 883-903.

[8] YANG Zhong-zhen, CHEN Gang, MOODIE D R. Modeling road traffic demand of container consolidation in a Chinese port terminal[J]. Journal of Transportation Engineering, 2010, 136(10): 881-886.

[9] CUNHA C B, SILVA M R. A genetic algorithm for the problem of configuring a hub-and-spoke network for a LTL truck company in Brazil[J]. European Journal of Operation Research, 2007, 179(3): 747-758.

[10] 严伟, 谢尘, 裴道方. 基于并行遗传算法的集装箱码头堆场分配策略[J]. 上海海事大学学报, 2009, 30(2): 14-19.