

基于改进粒子群优化算法的结构元形态综合

刘歌群, 刘卫国

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要:结构元形态综合是与功能元形态综合类似的多最值组合优化问题,在软件中间件和控制算法功能块设计方面有重要的用途。为了解决问题规模较大时经典算法效率不高的问题,提出了一种改进粒子群优化算法。先采用了自然数循环编码技术对粒子位置和速度进行描述,然后在自然数循环编码技术的基础上采用贪婪策略把组合优化问题转化为单峰函数的优化问题。在搜索技术上,采用了分段惯性权重技术和保收敛算法改进算法的寻优能力,最后采用每轮记录多个全局最好值的方法获得多最值。给出了一个组合方案数为378 000的算例对所提算法的有效性进行了验证。算例表明,从多最值求解的角度来说,所提出的改进粒子优化算法要比生境技术简单,从寻优能力的角度来说,所提算法要优于基本的粒子群算法。

关键词:形态综合; 粒子群算法; 组合优化; 多最值求解; 结构元设计

中图分类号: TH122 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)01-0037-06

结构元形态综合应用于软件中间件和控制算法功能块等方面的设计,一般要求出多个最优方案以支持进一步的设计决策。对于形态综合的作为组合优化问题,常见的处理方法是把问题表示为0-1整数规划的形式,或者使用经典算法如分枝定界法求解,或者使用智能优化算法求解。在机械设计领域,目标函数和约束函数通常采用广义距离、性能评价价值等等。由于形态综合具有NP问题的性质,在问题规模比较大时,经典算法效率不高,智能优化算法常见报道,如Serkan Gurulu^[1]、Hong-Zhong Huang^[2]运用遗传算法进行形态综合的组合优化,陈义保等^[3]采用了蚁群算法,许可证等^[4]采用了混合遗传蚂蚁算法,陈光柱等^[5]采用了模糊多目标免疫算法,其中刘希玉等^[6]将粒子群算法用于建筑的概念设计中。

粒子群算法^[7]由于易实现、需调整参数少等特点,在组合优化领域得到迅速发展。目前将PSO应用于形态综合的报道相对少见,因为形态综合问题自身的特点,其编码方案、改进方法有待专门研究。本文针对求解多个最好值的结构元形态综合问题,提出了一种改进粒子群优化算法,最后给出一个组合方案数为378 000的例子,对算法的收敛性进行验证,并与基本PSO进行了寻优能力的比较。

1 结构元形态综合问题形式化

设某结构模式有 n 个待定子元 Dr_1, Dr_2, \dots, Dr_n ,满足 Dr_j 接口要求的备选结构元集为 $Z_{D_j} = \{z_{j,i}\}$, Z_{D_j} 的势 $|Z_{D_j}|$,结构元 $z_{j,i}$ 的代价为 $d(z_{j,i}) \geq 0$,功能属性为0-1向量 $F(z_{j,i})$,待设计结构的功能需求为 $F(R)$ 。形态综合的目标是求 $Z_{D_j}(j=1, 2, \dots, n)$ 中元素的 p 种组合方案,使方案的总功能属性满足 $F(R)$,且总代价是所有可能方案中 p 个最小的。

* 收稿日期:2008-07-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(90716026)

作者简介:刘歌群(1974-),男,陕西西安人,博士生,主要从事智能控制与控制策略的概念设计研究;

E-mail:lgppapers@sina.com

刘卫国(1960-),男,河南信阳人,教授,博士生导师,主要从事运动控制、电气伺服控制等技术研究。

问题的形态学矩阵如表1所示,形式化为组合优化问题:

$$\begin{cases} \min^p & \sum_{j=1}^n d(z_j, u_j) \\ \text{s. t.} & \bigvee_{j=1}^n \mathbf{F}(z_j, u_j) \geq \mathbf{F}(R) \\ & u_j = 1, 2, \dots, m_j (j = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (1)$$

表1 结构元形态学矩阵

Tab.1 Configuration matrix of structure elements

待定子元	满足接口要求的备选结构元
Dr_1	$z_{1,1}, z_{1,2}, \dots, z_{1,m_1}$
Dr_2	$z_{2,1}, z_{2,2}, \dots, z_{2,m_2}$
...	...
Dr_n	$z_{n,1}, z_{n,2}, \dots, z_{n,m_n}$

其中方案的功能属性定义为结构元功能属性的析取, \min^p 表示求 p 个最小值。该问题是一个多最值优化问题,问题的组合方案数为 $m_1 m_2 \dots m_n$, 对于变量 $m_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 来说,该问题是一个多项式可解问题,对于变量 n 来说,该问题就是一个 NP 问题,在问题规模比较大时宜采用智能优化算法寻求近似解。

2 分段惯性权重粒子群算法

采用 PSO 对式(1)进行求解,需要解决两方面问题,一是如何以较高的近似程度获得多个最值,二是怎样提高算法的寻优能力。应用 PSO 进行多最值优化,常见的方法是生境技术,如序列生境技术^[8]和小生境技术^[9]。生境技术对于多峰函数的优化有明显优势,其缺点是较繁琐耗时。当问题空间是一个单峰函数时,用基本 PSO 就可以获得很好的多最值优化结果,无需采用生境技术,因而应优先考虑把问题转化为单峰函数进行优化。基于这样的思想,此处协同使用编码技术和贪婪策略,把式(1)的问题空间转化为代价的单峰函数,使多最值求解问题得以简化。此外,此处还采用分段惯性权重技术和保收敛算法对基本 PSO 进行改进,以提高算法的寻优能力。

2.1 编码方法

用智能算法进行形态综合问题的组合优化求解,常见的编码方式是同一待定子元的备选结构元采用二进制编码,不同待定子元解的编码拼接成一个长串,用长串表示组合方案^[10]。该方法的优点是采用了二进制,便于基因的表达、交叉和变异,不足是有冗余编码。针对问题结构和目标函数的特点,此处对位置采用自然数循环编码方法,速度采用同维实数向量,这种编码方法的优点是码元位数少,无冗余编码,与贪婪策略相结合便于进行单峰函数的迭代寻优。

设第 i 个粒子的空间位置为 $u_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{in})$, 则 $u_{ij} = 1, 2, \dots, m_j$ 表示待定子元 Dr_j 选择结构元 z_j, u_{ij} 。粒子的位置在加减运算后按式(2)进行调整,使其始终满足 $u_{ij} = 1, 2, \dots, m_j$ 。设 u'_{ij} 为调整之前的值,则调整之后的值:

$$u_{ij} = u'_{ij} \bmod m_j + \begin{cases} 0 & \text{others} \\ m_j & u'_{ij} \bmod m_j \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中 mod 表示取模。通过式(2),使第 j 维的位置值增加时在 $1, 2, \dots, m_j$ 之间循环递增,减少时在 $m_j, m_j - 1, \dots, 1$ 之间循环递减。

2.2 贪婪策略

为了使算法尽快收敛到最优位置,在循环编码的基础上采用 2 种贪婪策略。

一是将每个 Z_{D_j} 的元素排序,使得:

$$d(z_{j,1}) \leq d(z_{j,m_j}) \leq d(z_{j,2}) \leq d(z_{j,m_j-1}) \leq \dots \leq d(z_{j,\text{fix}(\frac{m_j}{2})+1}) \quad (3)$$

式中 fix 为向 0 方向取整函数。这种排列次序和粒子位置的编码方法,使得方案代价在位置空间上成为单峰函数, $\mathbf{u}_{\min} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]_{1 \times n}$ 是全局最小点,随着粒子位置各分量对“1”的远离,方案代价逐步增大, $\mathbf{u}_{\max} = [\text{fix}(\frac{m_1}{2}) + 1 \ \text{fix}(\frac{m_2}{2}) + 1 \ \dots \ \text{fix}(\frac{m_n}{2}) + 1]$ 是全局最大点。

二是在初始化时,把一小部分粒子的初始位置指定在 \mathbf{u}_{\min} 的临域内,其余粒子的初始位置用随机函数在整个空间内均匀产生。优化开始时 \mathbf{u}_{\min} 的临域内有一定数量的粒子,有助于尽早找到最优解或者近似解。

2.3 罚函数

优化问题中的不等式约束采用罚函数法,对粒子 $u_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{in})$,若粒子对应组合方案的功能属性:

$$\mathbf{F}(u_i) = \bigvee_{j=1}^n \mathbf{F}(z_j, u_{ij}) < \mathbf{F}(R) \quad (4)$$

则通过令粒子的代价 $d(u_i) = d_{\max}$ 对该位置进行惩罚,其中罚函数值 d_{\max} 为任选常数,应有:

$$d_{\max} > \sum_{j=1}^n d(z_j, \text{fix}(\frac{m_j}{2}) + 1) \quad (5)$$

2.4 分段惯性权重技术及更新算法

在对形态矩阵排序后,代价函数的分布规律已知,优化就是考虑罚函数情况下的寻优工作。为了使粒子群既在 \mathbf{u}_{\min} 附近有较强的局部寻优能力,又有较强的全局寻优能力,此处提出一种分段惯性权重技术,即当粒子飞行到 \mathbf{u}_{\min} 的一个临域内时,选用较小的惯性权重对速度进行更新,当粒子飞出临域之后,选用较大的惯性权重。临域的定义采用与 \mathbf{u}_{\min} 距离的 l_1 范数。设临域半径为 r_0 , ω_1 为临域内的惯性权重值, ω_2 为临域外的惯性权重值,则粒子 u_i 的惯性权重 ω 按下式选取:

$$\omega = \begin{cases} \omega_1 & \|u_i - \mathbf{u}_{\min}\|_1 \leq r_0 \\ \omega_2 & \|u_i - \mathbf{u}_{\min}\|_1 > r_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中 u_i 与 \mathbf{u}_{\min} 之间的距离 $u_i - \mathbf{u}_{\min}$ 为按式(2)调整之后的结果。采用 l_1 范数的好处是能把仅在少数几维上离 \mathbf{u}_{\min} 比较远的位置仍看作是临域内,这与形态综合的实际情况是相符的。

设第 i 个粒子的飞行速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$, 其经历过的最好位置为 $q_i = (q_{i1}, q_{i2}, \dots, q_{in})$, 所有粒子经历过的最好位置为 $q_g = (q_{g1}, q_{g2}, \dots, q_{gn})$, 则第 i 个粒子第 j 维的速度和位置按下式更新:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 \text{rand}() (q_{ij}(t) - u_{ij}(t)) + c_2 \text{rand}() (q_{gj}(t) - u_{ij}(t)) \quad (7)$$

$$u_{ij}(t+1) = u_{ij}(t) + \text{round}(v_{ij}(t+1)) \quad (8)$$

式中: $\text{rand}()$ 是 $[0, 1]$ 之间平均分布的随机数; c_1 、 c_2 为加速系数; 应有 $|v_{ij}(t+1)| \leq v_{\max}$, v_{\max} 为最大限速值; $\text{round}()$ 为四舍五入函数; 位置更新公式中的加法应该按式(2)进行调整。

2.5 保收敛算法

当一个粒子处于当前全局最好位置时,速度更新公式中后 2 项为 0, $\omega < 1$ 会导致早熟,为此 F van den Bergh 提出了保收敛粒子群算法(GCPSO)^[11]。GCPSO 适用于连续函数的优化,针对形态综合这样的组合优化问题,此处借鉴该思想,提出一种与 GCPSO 不同的方法,用于对当前全局最好位置上的粒子进行更新,位置更新方式不变,速度按下式更新:

$$v_{ij}(t+1) = \gamma \omega v_{ij}(t) + m_j \text{rand}() \quad (9)$$

式中 γ 为调整因子。速度更新求和式的第 2 项借鉴高尚提出的 $[0, 1]$ 空间与整数空间对应的编码方法^[12]。

2.6 全局最好 p 个位置的获取

获得多个最好解有两种方法,一是在算法结束时,从所有粒子的个人最好位置中找出 p 个最好解,二是同时记录 p 个全局最好位置,并在每轮对其更新,算法结束时就得到了 p 个最好解。第 1 种方法的缺点是有可能把全局次好位置过滤掉,因而此处采用第 2 种方法。

3 算法步骤

求解结构元形态综合问题的分段惯性权重 PSO 算法简要步骤如下:

步骤 1 形态矩阵排序;

步骤 2 粒子群分两批初始化,一批设置在全局最小点附近,另一批随机设置在整个空间内;

步骤 3 用罚函数法计算初始粒子所对应的代价;

步骤 4 获取 p 个当前全局最好位置和每个粒子的个人最好位置;

步骤 5 按如下步骤进行更新直至最大步数:

步骤 5.1 按如下步骤对每一个粒子进行更新:

步骤 5.1.1 确定惯性权重;

步骤 5.1.2 对当前最好位置的粒子采用式(9)、式(8)更新速度和位置,对其他粒子按式(7)、式(8)更新速度和位置;

步骤 5.1.3 用罚函数法计算各个粒子的代价;

步骤 5.1.4 更新个人最好位置;

步骤 5.2 更新 p 个当前全局最好位置;

步骤 6 输出 p 最好位置。

4 测试例

下面以一个 $n=8$ 的形态学矩阵对提出的分段惯性权重 PSO 算法进行测试,该例的组合方案数 $m_1 m_2 \dots m_8 = 5 \times 4 \times 6 \times 7 \times 3 \times 5 \times 6 \times 5 = 378\ 000$ 排序后的形态学矩阵及各备选结构元的功能属性、代价如表 2 所示,待求方案数目 $p=3$,总功能属性需求 $F(R) = [111111111]$ 。

表 2 形态学矩阵测试例

Tab.2 Test case of configuration matrix

Dr_j	备选结构元 Z_{D_j}							
	$z_{1,l}$	$z_{1,1}$	$z_{1,2}$	$z_{1,3}$	$z_{1,4}$	$z_{1,5}$		
Dr_1	$d(z_{1,l})$	0.6	2.1	4.6	3.8	0.9		
	$F(z_{1,l})$	0001100001	0010000000	0000000010	0100100000	0000010000		
	$z_{2,l}$	$z_{2,1}$	$z_{2,2}$	$z_{2,3}$	$z_{2,4}$			
Dr_2	$d(z_{2,l})$	1.3	3.4	3.9	2.8			
	$F(z_{2,l})$	0000010000	0000000000	0001100000	0000000100			
	$z_{3,l}$	$z_{3,1}$	$z_{3,2}$	$z_{3,3}$	$z_{3,4}$	$z_{3,5}$	$z_{3,6}$	
Dr_3	$d(z_{3,l})$	0.5	2.7	5.4	7.9	3.7	0.5	
	$F(z_{3,l})$	1100001000	0100001001	0100001000	0000000001	0000000000	1001000000	
	$z_{4,l}$	$z_{4,1}$	$z_{4,2}$	$z_{4,3}$	$z_{4,4}$	$z_{4,5}$	$z_{4,6}$	$z_{4,7}$
Dr_4	$d(z_{4,l})$	0.3	1.5	4.5	8.1	6	2.3	0.6
	$F(z_{4,l})$	0000000000	0010000000	0001010000	0000000001	0000000000	1000001000	0000000000
	$z_{5,l}$	$z_{5,1}$	$z_{5,2}$	$z_{5,3}$				
Dr_5	$d(z_{5,l})$	1.4	4.1	2.1				
	$F(z_{5,l})$	0010110000	0000001000	0010000100				
	$z_{6,l}$	$z_{6,1}$	$z_{6,2}$	$z_{6,3}$	$z_{6,4}$	$z_{6,5}$		
Dr_6	$d(z_{6,l})$	0.7	2.9	4.9	3.1	1		
	$F(z_{6,l})$	1000100011	0000000111	1001000000	0010010000	0101100100		
	$z_{7,l}$	$z_{7,1}$	$z_{7,2}$	$z_{7,3}$	$z_{7,4}$	$z_{7,5}$	$z_{7,6}$	
Dr_7	$d(z_{7,l})$	1.4	3.2	5.5	6.2	4.5	2.9	
	$F(z_{7,l})$	0000000000	0001000000	0000000011	0000100010	1000001100	0000001000	
	$z_{8,l}$	$z_{8,1}$	$z_{8,2}$	$z_{8,3}$	$z_{8,4}$	$z_{8,5}$		
Dr_8	$d(z_{8,l})$	0.5	1.3	4.2	2.1	0.7		
	$F(z_{8,l})$	0001001001	0001100100	0010000000	1101000000	1010000100		

算例的全局最小点 $\mathbf{u}_{\min} = [111111]$,通过穷举算法,可知该例的 3 个最优位置依次为 $[11111115]$ 、 $[11171115]$ 和 $[11113111]$,代价分别为 6.9、7.2 和 7.4。

采用分段惯性权重 PSO 对该例进行求解,初始化共生成 20 个粒子,5 个 \mathbf{u}_{\min} 临域内的粒子初始位置分别为 $[11111111]$ 、 $[12121212]$ 、 $[51613161]$ 、 $[22222222]$ 和 $[54673565]$ 。算法参数设置为:临域半径 $r_0 = 16$,罚函数值 $d_{\max} = 100$,临域内惯性权重 $\omega_1 = 0.3$,临域外惯性权重 $\omega_2 = 1.05$,最大限速值 $v_{\max} = 3$,加速系数 $c_1 = 1.4$, $c_2 = 1.2$,调整因子 $\gamma = 2$,最大更新步数为 100。

一次典型的优化结果为 $[11111115]$ 、 $[11171115]$ 和 $[11111112]$,方案代价分别为 6.9、7.2 和 7.5,方案代价全局最好值的收敛曲线见图 1。图 2 显示了各次更新过程中当次最好值和临域内外粒子数的变化情

况,其中细实线 2 为当次代价最好值的变化曲线,圆点线 1 为临域内粒子数的变化曲线,星点线 3 为临域外粒子数的变化曲线。从两个图可以看出,分段惯性权重 PSO 是收敛的,随着更新的进行,大多数粒子逐渐集中到 u_{min} 的临域内进行寻优,尤其当全局最好值有较大改进时(迭代次数为 28 附近),粒子向 u_{min} 临域集中趋势明显,说明算法有较强的局部寻优能力,同时保收敛算法又保证临域外具有一定数量的粒子(星点线 3 的末段不恒为 0),不致出现早熟现象,保证了算法的全局寻优能力。所获 3 个近似解与实际最优解非常接近,可见该算法用于多最值近似解的求解是有效的。

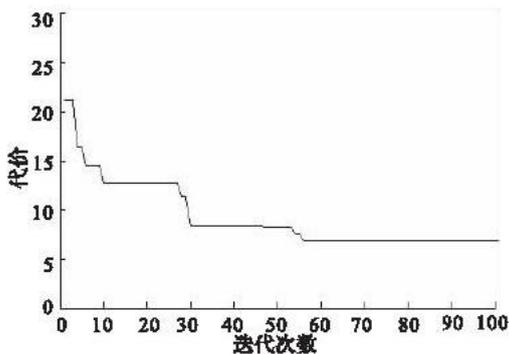


图 1 全局最好值收敛曲线

ig.1 Convergence curve of global - optimal value

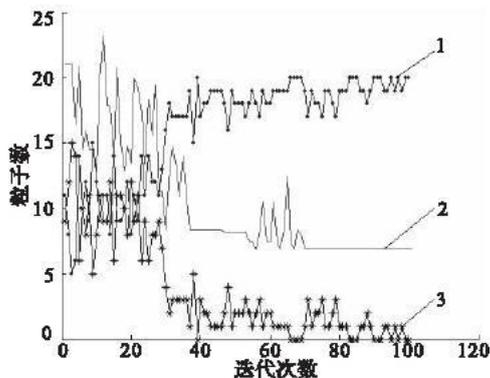


图 2 各轮最好值与粒子分布变化曲线

Fig.2 Variation of minimum cost and distribution of particles in each iteration

为了比较所提 PSO 的改进性能,同时采用标准 PSO 对算例进行求解,标准 PSO 采用自然数循环编码技术,不采用贪婪策略、分段惯性权重技术和保收敛算法,在最大步数完成后从所有粒子的个人最好位置中找出 p 个全局最好位置,算法参数设置为:粒子数 = 20,惯性权重 $\omega = 1.05$,最大限速值 $v_{max} = 3$,加速系数 $c_1 = 1.4, c_2 = 1.2$,最大更新步数为 100。2 种算法各进行 20 次,得到 $p = 3$ 个最低代价(d_1, d_2, d_3)的统计数据见表 3。

表 3 20 次优化统计数据比较

Tab.3 Statistical performance compare to standard PSO after 20 times optimization

算法	d_1			d_2			d_3		
	平均	最好	最差	平均	最好	最差	平均	最好	最差
标准 PSO	7.81	6.9	8.8	9.24	7.4	11.6	10.07	7.7	13
分段惯性权重 PSO	7.535	6.9	9.0	7.95	7.2	9.6	8.155	7.4	9.7

从统计数据可以看出,分段惯性权重 PSO 与标准 PSO 均可应用于形态综合的优化问题,在平均寻优能力上,分段惯性权重 PSO 有明显提高。

5 结论

形态综合的组合优化,是设计领域典型的优化问题,也是方案生成的核心步骤。本文为具有“接口匹配→载体功能满足”特点的形态综合问题提供了一种有针对性的多最值求解 PSO 算法,并以一个较大规模的算例验证了算法的有效性和寻优能力。该算法从多最值求解的角度来说,比生境技术简单,从寻优能力的角度来说,要优于基本 PSO。

参考文献:

[1] Serkan Güroğlu. An Evolutionary Methodology for Conceptual Design[D]. Ankara; Middle East Technical University,2005.
 [2] HUANG Hongzhong, BO Ruifeng, CHEN Wei. An Integrated Computational Intelligence Approach to Product Concept Generation and Evaluation[J]. Mechanism and Machine Theory,2006,41:567 - 583.
 [3] 陈义保,钟毅芳,张磊. 基于蚁群系统的方案组合优化设计方法[J]. 机械设计与研究,2004,20(1):13 - 15.
 CHEN Yibao, ZHONG Yifang, ZHANG Lei. Project Combinational Optimization Technique Based on Ants System[J]. Machine Design and Research,2004,20(1):13 - 15. (in Chinese)

- [4] 许可证,赵勇. 面向方案组合优化设计的混合遗传蚂蚁算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2006,18(10):1587-1593.
XU Kezheng,ZHAO Yong. Research of Commingled Genetic - Ant Algorithm for Combined Scheme Optimization Design[J]. Journal of Computer - Aided Design & Computer Graphics,2006,18(10):1587-1593. (in Chinese)
- [5] 陈光柱,肖兴明,李志蜀,等. 基于模糊多目标免疫算法的概念设计[J]. 机械工程学报,2007,43(3):165-171.
CHEN Guangzhu, XIAO Xingming, LI Zhishu, et al. Fuzzy Multi - objective Immune Optimization Algorithm Based Conceptual Design[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007,43(3):165-171. (in Chinese)
- [6] 刘希玉,王文平,姚坤. 微粒群优化算法及其在创新概念设计中的应用[J]. 山东交通学院学报,2006,14(3):62-66.
LIU Xiyu, WANG Wenping, YAO Kun. Particle Swarm Optimization and Application in Creative Conceptual Design[J]. Journal of Shandong Jiaotong University,2006,14(3):62-66. (in Chinese)
- [7] Kennedy J,Eberhart R. Particle Swarm Optimization[C]//Proc IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ:IEEE Service Center,1995:1942-1948.
- [8] Beasley D,Bull D R,Martin R R. A Sequential Niching Technique for Multimodal Function Optimization[J]. Evolutionary Computation,1993,1(2):101-125.
- [9] Brits R,Engelbrecht A P,van den F. A Niching Particles Warm Optimizer [C]//Proc Conf on Simulated Evolution and Learning. Singapore:[s. n.],2002:115-118.
- [10] 冯卉,刘付显,毛红保. 基于遗传算法的防空部署优化方法[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2006,7(4):32-35.
FENG Hui, LIU Fuxian, MAO Hongbao. Genetic Algorithms Applied to Air Defense Optimization Disposition[J]. Journal of Air Force Engineering University:Natural Science Edition,2006,7(4):32-35. (in Chinese)
- [11] F van den Bergh. An Analysis of Particle Swarm Optimizers[D]. Pretoria:University of Pretoria,2002.
- [12] 高尚,杨静宇. 非线性整数规划的粒子群优化算法[J]. 微计算机应用,2007,28(2):126-130.
GAO Shang, YANG Jingyu. Particle Swarm Optimization Algorithm for Nonlinear Integer Programming[J]. Microcomputer Applications,2007,28(2):126-130. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)

Configuration Synthesis of Structure Element Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

LIU Ge - qun, LIU Wei - guo

(The School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Configuration synthesis of structure element plays an important role in middleware design and function block diagram design of control strategies. In order to overcome the defect - the low efficiency of classical optimization algorithm when combination scale is large, an improved particle swarm optimization (PSO) algorithm is proposed. Firstly cyclic natural number coding method is employed to describe the position and velocity of every particle. Then greedy strategy is adopted to convert the problem into a unimodal function optimization. Sectional inertia parameter and guaranteed convergence algorithm are used to improve the global convergence ability. The multiple optimal solutions are obtained by means of recording multiple global optimal positions in each time of iteration. Finally an example of 378000 combinations is given to verify the effectiveness of the algorithm presented. The instance shows that the algorithm is simpler than Niching Technique in multiple optimal values searching and better than basic PSO in global convergence ability.

Key words: configuration synthesis; particle swam optimization (PSO); combination optimization; multiple optimal solutions solving; structure element design