

## 动态环境下带有非线性效应的复合粒子群优化算法

刘黎黎<sup>1</sup>, 李国家<sup>2</sup>, 汪定伟<sup>2</sup>

(1. 中石油东北炼化工程有限公司, 辽宁 沈阳 110013;

2. 东北大学 信息科学与工程学院; 流程工业综合自动化重点实验室, 辽宁 沈阳 110819)

**摘要:** 针对粒子群优化算法在求解动态优化问题存在多样性缺失, 寻优速度慢等缺陷, 借鉴物理学中的非线性复合效应, 本文提出带有非线性效应的复合粒子群优化算法, 该算法利用复合材料的相乘效应根据粒子的相似性, 基于“最坏优先”规则将种群划分成若干复合粒子. 为使种群迅速地在动态环境中找到最优解, 利用复合材料的共振效应, 成员粒子通过自适应异速度映射机制整合有价值信息. 为提高种群的多样性, 利用复合材料的诱导效应, 引入复合粒子的整体运动策略. 最后通过动态标准测试问题实验对相关参数设置进行了分析, 并与其他几种粒子群算法相比较, 验证了该算法在动态环境中的有效性.

**关键词:** 粒子群优化; 复合粒子; 异速度映射; 自适应步长调整; 动态优化问题

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Composite particle swarm optimization with nonlinear effect in dynamic environment

LIU Li-li<sup>1</sup>, LI Guo-jia<sup>2</sup>, WANG Ding-wei<sup>2</sup>

(1. PetroChina Northeast Refining & Chemicals Engineering Company Limited, Shenyang Liaoning 110013, China;

2. College of Information Science and Engineering; Key Lab of Integrated Automation of Process Industry, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China)

**Abstract:** This paper presents a new particle swarm optimization model, called composite particle swarm optimization with nonlinear effect (CPSO-NE), to deal with dynamic optimization problems. CPSO-NE partitions the swarm into a set of composite particles based on their similarity using a “worst-first” principle. Inspired by the notion of the composite particle phenomenon in physics, the elementary members in each composite particle interact via a velocity-anisotropic reflection scheme to integrate valuable information for effectively and rapidly finding the promising optima in the search space. Each composite particle maintains the diversity by a scattering operator. In addition, an integral movement strategy is introduced to promote the swarm diversity. Experiments on a typical dynamic test benchmark problem provide a guideline for setting the involved parameters and show that CPSO-NE is efficient in comparison with several state-of-the-art PSO algorithms for dynamic optimization problems.

**Key words:** particle swarm optimization (PSO); composite particle; velocity-anisotropic reflection; self-adaptive step-size adjustment; dynamic optimization problem

### 1 引言(Introduction)

近年来, 粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)已经成为群智能中一个十分活跃的分支<sup>[1-3]</sup>. 传统PSO中, 种群中的粒子利用自身“优秀记忆”和特定邻域“优秀个体”的共享信息在多维搜索空间中探索最优解, 这种信息共享规则使PSO成为解决静态优化问题的有效方法<sup>[4]</sup>. 然而, 实际工程中的优化问题大多是动态的, 如新任务的随机到达、机器故障或维修、市场波动或金融变化等<sup>[5]</sup>. 对于这些动态优化问题(dynamic optimization problems, DOPs),

评价函数或约束条件可能会随时间改变. 因此, 与静态环境中精确寻找固定的满意解不同, 动态环境中, 优化算法的目标应是连续地跟踪最优解的变化轨迹<sup>[6-7]</sup>. 由于具有动态交互和信息共享的特点, 改进的粒子群优化能够有效地解决动态优化问题, PSO在求解DOPs时也存在一定的缺陷, 即种群一旦收敛, 低速粒子将失去跟踪新的最优解的能力<sup>[8]</sup>. 因此, 如何充分整合粒子有价值信息, 使粒子以较快速度搜索到较优区域, 同时保持群体多样性, 是提高PSO动态性能的关键问题.

本文借鉴物理学中复合粒子的结构机理,将其概念与规则引入到PSO中,作者在文献[9-10]中已提出了带有复合粒子的PSO求解DOPs,并得到了一些较好的结果.本文进一步借鉴非线性复合效应,提出带有非线性效应的复合粒子群优化算法,该算法利用复合材料的相乘效应根据粒子的相似性,基于“最坏优先”规则将种群划分成若干复合粒子.为使种群迅速地在动态环境中找到最优解,利用复合材料的共振效应,成员粒子通过自适应异速度映射机制整合有价值信息.为提高种群的多样性,利用复合材料的诱导效应,引入复合粒子的整体运动策略.最后通过动态标准测试问题实验对相关参数设置进行了分析,并与其他几种粒子群算法相比较,验证了该算法在动态环境中的有效性.

## 2 动态环境中的PSO(PSO in dynamic environment)

近年来,动态环境中的PSO已成为群智能优化算法实际应用领域的研究热点.在求解DOPs时,算法应能够连续地跟踪动态变化最优解的轨迹<sup>[11]</sup>.然而,传统PSO中的粒子通过自身记忆和特定邻域中粒子的共享信息更新各自的速度及位置,使种群收敛到搜索空间中的局部或全局最优解<sup>[12]</sup>.当最优解在搜索空间中移动时,逐渐趋缓的粒子速度和趋同的粒子位置将使PSO失去足够的搜索能力以探索新的最优解.

求解DOPs时,最直接的方法是将环境的变化视为一个新问题的求解.然而,旧环境进化过程中粒子间相互作用的信息对新环境下跟踪最优解的轨迹是有价值的.Eberhart和Shi<sup>[13]</sup>提出了当检测到变化时,随机生成并替代种群中等数目个体,但这种多样化机制可能会遗失一些进化过程中积累的信息,这些信息对新环境下追踪最优解是有价值的.文献[8]提出模仿在中性粒子周围生成的带电粒子云模型.电荷能够产生排斥力驱使收敛的种群发散,从而跟踪变化的最优解.Esquivel和Galasso等人<sup>[14-15]</sup>采用层次化的PSO解决静态和动态问题.通过层次化拓扑结构保持种群的多样性.Cobb等人<sup>[12]</sup>设计带有动态突变算子的PSO来保持种群内部的多样性.Grefenstette<sup>[16]</sup>提出协同进化群优化算法(CESO)双种群模型,其中一个种群采用差分进化规则保持多样性,另一个采用传统PSO规则更新个体,保证种群的寻优性能.国内研究方面,成照乾等<sup>[17]</sup>提出对称粒子群算法(SymPSO),基于对称粒子思想生成多个对称虚拟粒子群,结合广域学习策略,提高算法的动态性能.赵传信等<sup>[18]</sup>提出种群扩散粒子群算法(DPSO),提出动态响应环境变化的种群多样性扩散函数,使算法可以有效监测环境动态变化和进行快速响应.综上所述,提高PSO的动态性能需要注重以下几点:

1) 为防止种群收敛,粒子应吸收除最优解以外其他粒子的有价值信息.

2) 为加速种群在新环境中的寻优速度,较差粒子应该利用与其相邻较好粒子的信息尽快向优秀区域移动.

3) 为尽快搜索新的最优解,优秀粒子也应尽可能有效地利用较差粒子的信息.

## 3 复合粒子群优化模型(PSO with composite particles)

### 3.1 物理学中的复合粒子(Composite particle in physics)

物理学中,复合效应是原相材料及其所形成的界面相互作用、相互依存、相互补充的现象.复合技术能够使粒子在保持每个成员粒子特性的同时,具有一些优良的复合特性<sup>[19]</sup>,复合效应有3个相关效应,概述如下<sup>[19]</sup>:

1) 相乘效应:几种具有转换效应的材料复合在一起,如对于脆性的高强度纤维增强体与韧性基体复合时,两相间若能得到适宜的结合而形成的复合材料,其性能表现为增强体与基体的互补.即复合效应作用下的成员粒子具有不同的形状和特性,通过这种差异效应,复合粒子可以快速适应变化的环境.另一方面,成员粒子间的相容性和相似性保证了复合粒子较强的聚合能力.

2) 诱导效应:复合材料中的某些组分材料可以通过诱导作用使另一些组分材料的结构改变而改变整体性能或产生扩散效应,该效应可根据环境自适应调整.

3) 共振效应:当复合材料中某一部分的结构发生变化时,复合材料的固有频率也会发生变化,即:复合粒子一旦形成,每个复合粒子作为一个整体与系统中其他独立粒子相互作用.

### 3.2 复合粒子群优化算法(PSO with composite particles algorithm)

与文献[9-10]中的复合粒子群优化方法不同,本文提出的复合粒子群优化算法有以下3个特点:

1) 基于相乘效应.根据粒子的相似性构造复合粒子;

2) 基于诱导效应.复合粒子内部成员粒子间信息共享采用基于粒子速度的自适应步长映射方法;

3) 基于共振效应.整体的运动使整个复合粒子呈现相同的寻优速度.

#### 3.2.1 复合粒子构造(Composite particle construction)

为了简化操作,复合粒子的结构被设计为由3个成员粒子组成的三角形,与文献[9]中复合粒子构造

方法不同, 本文基于“较差优先”规则将欧氏距离相近的成员粒子组合为复合粒子. 每次迭代执行如下的复合粒子构造算法.

构造复合粒子步骤:

复合粒子群记为  $(C, N_C)$

Begin

$L_{L.size} := \text{swarm\_size}$

$L_1 :=$  按适应值升序排列的粒子序列

For  $i := 1$  to  $N_C$

$C_i := \emptyset$

For  $i := 1$  to  $N_C$

$\vec{x}_{i.worst} := L_1$ 中最差粒子

$C_i := C_i \cup \{\vec{x}_{i.worst}\}$

$L_{L.size} := L_{L.size} - 1$

$L_1 := L_1 - \{\vec{x}_{i.worst}\}$

对每一个  $\vec{x}_j \in L_1 (\vec{x}_j \neq \vec{x}_{i.worst})$

For  $j := 1$  to  $L_{L.size}$  do

计算  $\vec{x}_j$  与  $\vec{x}_{i.worst}$  的欧氏距离

End for

For  $k := 1$  to 2

$\vec{x}_i^k :=$  在  $L_1$  中选择与  $\vec{x}_{i.worst}$  距离最近的

粒子

$C_i := C_i \cup \{\vec{x}_i^k\}$

$L_{L.size} := L_{L.size} - 1$

$L_1 := L_1 - \{\vec{x}_{i.worst}\}$

End for

End for

End

算法中的  $N_C = \lfloor \frac{\text{swarm\_size} - 1}{3} \rfloor$  是复合粒子群  $C$  的种群规模,  $C_i$  表示第  $i$  个复合粒子. 该算法始于所有粒子按适应值升序排列的列表  $L_1$ . 首先, 选择  $L_1$  中剩余的最差粒子, 然后, 在  $L_1$  中选择另外两个“相似”粒子(即距最差粒子最近的两个粒子)与第一个粒子构成一个复合粒子, 通过从  $L_1$  中移除粒子来依次构造复合粒子. 该构造方法的优势在于: 第一, 复合粒子能够基于当前环境的反馈信息动态地调整成员粒子的构成. 第二, 通过复合粒子的自调整, 一些较差但含有价值信息的成员粒子能够被充分改进, 这将有助于群体快速跟踪变化的最优值. 第三, 粒子利用其相邻位置粒子信息的寻优策略, 无论在静态或动态环境中, 都被证实是在处理多峰优化问题的一种有效方法<sup>[20-21]</sup>.

种群中的其他粒子被称为“独立粒子”. 在构造完成后如果没有独立粒子剩余(即种群规模是3的倍数), 最后被构造的复合粒子(一般来自于适应值最好的3个粒子)将被分成3个独立粒子. 这使得适应值较好的粒子能够分散于解空间的不同位置, 有利于对变化的迅速响应.

### 3.2.2 自适应诱导调整(Self-adjustment with adaptation)

物理学中的复合粒子通过其成员粒子的相互作用具有更好的特性. 相应地, PSO中的复合粒子应通过调整其内部结构提高在动态环境中的搜索效率. 这里, 存在两个主要问题:

1) 如何设计成员粒子间的相互作用方式, 驱动整个复合粒子在多维空间探索新的峰值.

2) 如何选择一个集成复合粒子有价值信息的“先驱粒子”与独立粒子进行信息共享, 这个“先驱粒子”同时将信息反馈给另外两个成员粒子.

该过程详细阐述如下:

a) 带有自适应步长的异速度诱导: 基于“以映射至较好方向的邻近点取代最差粒子”的思想, 提出了异速度诱导(velocity-anisotropic guide, VAG)机制. 图1为通过异速度诱导机制构造新复合粒子的过程. 复合粒子中最差粒子所在位置为  $W$ .  $M$  代表其他两个成员粒子端点所在直线上的随机一点. 若映射点  $R$  优于  $W$ , 复合粒子中点  $W$  被点  $R$  替代, 新的复合粒子包含点  $A$ ,  $R$  和  $B$ . 综上, 映射点  $R$  的计算公式如下:

$$\overrightarrow{WR} = \overrightarrow{WM} + R_{\text{step}} \vec{\gamma} \times \overrightarrow{WM}, \quad (1)$$

其中:  $\vec{\gamma}$  是 VAG 向量;  $R_{\text{step}}$  是诱导步长, 它决定了最差粒子从点  $M$  出发, 在  $\vec{\gamma} \times \overrightarrow{WM}$  方向上的移动步长, 防止映射点  $R$  过于靠近点  $M$ , 避免复合粒子内部的快速收敛.

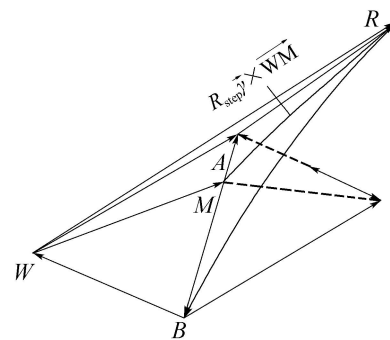


图 1 异速度映射(VAG)构造新复合粒子过程

Fig. 1 Construction of a new composite particle through the velocity-anisotropic reflection (VAG) scheme.

由此可见, 如果  $\vec{\gamma}$  是一个标量值, 粒子将只能在二维搜索空间内探索. 为了保证粒子能够充分地探索多维空间, VAG 机制被设计成如下向量.

定义 一个  $D$  维矢量  $\vec{\gamma} = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_D)$  是一个映射向量, 如果它满足

$$|\gamma_i - \gamma_j| \leq d, \quad i, j \in (1, 2, \dots, D) \quad (2)$$

和

$$\text{存在 } i, j, \text{ 满足 } \gamma_i \neq \gamma_j, \quad (3)$$

其中 $d$ 是每一维映射速度之间的最大差值,它决定了偏离初始方向 $\overrightarrow{WM}$ 的程度。 $d$ 值越大,复合粒子所探索的映射空间越大。第 $i$ 个复合粒子的VAR向量的第 $j$ 个分量由下述方法产生:

$$\gamma_{ij} = \text{rand}(0, e^{-|v_{ij}/v_{\max}|}), \quad i \in \{1, \dots, N_C\}, \\ j \in \{1, \dots, D\}, \quad (4)$$

其中: $v_{ij}$ 和 $\gamma_{ij}$ 分别是第 $i$ 个复合粒子第 $j$ 维的速度和VAG映射因子,种群中复合粒子的总数是

$$N_C = \left\lfloor \frac{\text{swarm\_size} - 1}{3} \right\rfloor.$$

种群中独立粒子的规模是

$$N_I = \text{swarm\_size} - 3 \times \left\lfloor \frac{\text{swarm\_size} - 1}{3} \right\rfloor.$$

若种群数swarm\_size的值是3的整数倍,整个种群完全由复合粒子构成。在某种意义上,VAG向量的作用方式类似于物理学中复合粒子内部的化学键,VAG向量中分量的不同取值可视为不同的化学键作用。

采取该规则有3个原因:1)映射因子与复合粒子的速度相关,当某一维速度有减小到一个较小值的趋势时,尤其是当种群收敛时,映射因子的取值范围变得更大。因此,由于与初始方向的偏离程度扩大,搜索能力将相应地增强。2)由式(4)可见,差异度 $d$ 被限制在适当的值上,以免每一维的映射方向偏离较好方向 $\overrightarrow{WM}$ 过多。3)向量 $\vec{\gamma}$ 中各分量至少有一项不同,可保证粒子优化在 $\overrightarrow{WM}$ 与 $\overrightarrow{BM}$ 确定的二维空间中搜索,这种增强粒子探索空间的方法可促使种群迅速追踪最优解变化轨迹。

另外,由于动态环境中PSO种群的多样性是影响其有效性的关键因素,这里根据基于熵的多样性的度量方法引进步长的自适应调节方法,它的计算公式如下<sup>[22]</sup>:

$$D_{\text{entropy}}(P) = \left\lfloor \frac{1}{\pi} (\arctan AH(P) + \frac{\pi}{2}) \right\rfloor \frac{E(P)}{\log M}, \quad (5)$$

其中:

$$E(P) = - \sum_{j=1}^Q (p_j \log p_j), \quad (6)$$

且

$$p_j = \frac{|S_j|}{P}, \quad (7)$$

其中: $E(P)$ 是种群的熵, $S_1, S_2, \dots, S_Q$ 分别是大小为 $|S_1|, |S_2|, \dots, |S_Q|, \forall p, q \in 1, 2, \dots, Q, S_p \cap S_q = \emptyset$ 的子集, $P$ 是 $M$ 个个体的集合。在式(5)中, $AH(P)$ 是海明距离的均值:

$$AH(P) = \frac{\sum_{i=1}^{P-1} \sum_{k=i+1}^P H(\vec{X}_i, \vec{X}_j)}{P-1}, \quad (8)$$

其中 $H(A, B)$ 是 $A$ 和 $B$ 的海明距离。因此,式(1)中映射步长可以设计为自适应参数 $R_{\text{step.adp}}$ :

$$R_{\text{step.adp}} = R_{\text{step}}(1 - D_{\text{entropy}}(CS)), \quad (9)$$

其中 $CS$ 是当前种群。因此,异速度映射步长可以基于当前环境下种群的离散程度自适应调整,以更快地探测到新峰值。

b) 先驱粒子的选择:先驱粒子是复合粒子中最具有价值信息的个体,这里,在每个复合粒子中选择最好的成员作为先驱粒子,参与整个种群的信息共享。

### 3.2.3 共振运动(Resonance motion)

传统PSO中,每个粒子被“优秀个体吸引子”与“优秀记忆吸引子”所驱动,这样,搜索空间中一些潜力区域可能被忽略,导致种群多样性丧失。

因此,本文提出仅有先驱粒子与独立粒子按照经典PSO模式进行更新,而共振运动机制将先驱粒子更新后的速度传递给复合粒子中另两个成员粒子,共振运动使复合粒子具有同一寻优速度。因此,所有成员粒子只会先先驱粒子的引导下向适应值增大的区域移动,一些有价值的信息被保留。它利用了物理学中复合粒子的“整体性”规则。

### 3.2.4 检测和响应变化(Detection and response to changes)

鉴于PSO中的最优个体与记忆保留机制,为了避免误导动态环境中粒子的跟踪轨迹,能够及时检测到环境变化。本文提出了CPSO-NE(composite particle swarm optimization with nonlinear effect)的伪代码。即在每一次迭代中通过重新计算“优秀记忆吸引子”位置来检测环境的变化,也就是在最后一次迭代时,当新的适应值不能优于存储的最好值时,就检测到了环境变化。

动态环境中CPSO-NE基本流程如下:

```

Begin
  t := 0
  //初始化种群
  For i := 1 to swarm_size do
    For j := 1 to D do
      vij := rand[Vmin, Vmax];
      xij := rand[Xmin, Xmax]
    End for
    评价f(xi)
    pi := xi; f(pi) := f(xi)
  End for
  pg := arg maxpi {f(pi) | i = 1, ..., swarm_size}
  f(pg) := max(f(pi)); fRecord := f(pg)
  Repeat
    //检测与响应环境变化
  
```

```

评价  $f(\vec{p}_g)$ 
If  $f(\vec{p}_g) \neq f_{\text{Record}}$  then
  For  $i := 1$  to swarm_size do
    重新评价  $f(\vec{p}_i)$ 
  End for
End if
按照图2构造复合粒子( $C, N_C$ )
For  $k := 1$  to  $N_C$  do
  //VAR机制
   $\vec{x}_k^R := \vec{x}_k^M - R_{\text{step}} \vec{\gamma} \times (\vec{x}_{k\text{-worst}} - \vec{x}_k^M)$ 
  评价  $f(\vec{x}_k^R)$ 
  If  $f(\vec{x}_k^R) > f(\vec{x}_{k\text{-worst}})$  then  $\vec{x}_{k\text{-worst}} := \vec{x}_k^R$ 
  End if
  在  $C_k$  中选择最差成员粒子, 记为先驱粒
  子  $\vec{x}_{k\text{-pioneer}}$ 
End for
//更新  $\vec{p}_i$  与  $\vec{p}_g$ 
For  $i := 1$  to swarm_size do
  If  $f(\vec{x}_i) > f(\vec{p}_i)$  then  $\vec{p}_i := \vec{x}_i, f(\vec{p}_i) := f(\vec{x}_i)$ 
  End if
End for
 $S_{\text{PI}} = \{\vec{x}_{k\text{-pioneer}} | k = 1, 2, \dots, N_C\} \cup$ 
 $\{\vec{x}_{n\text{-indep}} | n = 1, 2, \dots, \text{swarm\_size} -$ 
 $3N_C\}$ 
For  $i := 1$  to swarm_size -  $2N_C$  do
   $\vec{v}_i(t+1) := \omega \vec{v}_i(t) + c_1 \vec{\xi} \times (\vec{p}_i(t) - \vec{x}_i(t)) +$ 
 $c_2 \vec{\eta} \times (\vec{p}_g(t) - \vec{x}_i(t))$ 
   $\vec{x}_i(t+1) := \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1)$ 
End for
For 每一个  $C$  中的成员粒子 do
  计算先驱粒子每维的移动距离
  将另外两个成员粒子移动相同距离
End for
更新  $S$  中  $\vec{p}_i$  与  $\vec{p}_g$ 
End repeat
End

```

该流程中的  $S$  为规模为 swarm\_size 的种群,  $C$  为规模为  $N_C$  的复合粒子群体。

CPSO-NE 在两个方面不同于以往的 PSO 算法, 如小生境技术<sup>[23]</sup>和多种群方法<sup>[8]</sup>。首先, 复合粒子的构造不需用户指定参数(即小生境半径), 并从适应值较差的粒子开始创建粒子聚合子集。其次, 复合粒子内部粒子间的相互作用机制不是遵循标准 PSO 中粒子的运动原理而是遵循 VAG 机制和共振运动机制。

### 3.2.5 复杂性分析(Complexity analysis)

构造复合粒子的计算复杂性可根据粒子间的欧式距离计算次数进行估计。假设有  $N$  个粒子存储在列表  $L_1$  中。那么, 欧式距离计算次数  $T(N)$  可以按照

如下公式进行计算:

$$T(N) = \sum_{i=1}^{\lfloor \frac{N}{3} \rfloor} (N - 3i + 2). \quad (10)$$

也就是说, 该过程的最差的时间复杂性是  $O(N^2)$ 。

在可以比较的算法中, DASA 与 CPSO 的复杂性为  $O(N^2)$ , MEP 与 CESO 算法<sup>[10]</sup>的复杂性为  $O(N)$ , 从下面的实验分析中可知该算法的性能总是弱于 CPSO-NE 的性能。因此, 相比于免疫算法、进化规划等优化策略, CPSO-NE 虽消耗计算资源, 但就增强的动态适应性而言, 通过计算粒子间欧氏距离的方法构造复合粒子的方法是有价值的。CESO 算法<sup>[10]</sup>的复杂性为  $O(N)$ , 从下面的实验分析中可以知道该算法的性能总是弱于 CPSO-NE 的性能。因此, 虽消耗计算资源, 但就增强的动态适应性而言, 通过计算粒子间欧氏距离的方法构造复合粒子的方法是有价值的。

## 4 实验研究(Experimental study)

### 4.1 动态测试环境(Dynamic test environments)

作为动态标准测试问题, 由 Branke<sup>[7]</sup>提出的移动峰问题(moving peaks benchmark, MPB)已被广泛引用。在 MPB 中, 峰的形态由位置、高度和宽度描述。因此它对于生成一系列具有不同动态特点的动态问题具有灵活性和普遍性。对于多维形态的问题可以描述如下:

$$F(\vec{x}, t) = \max_{i=1, \dots, N} \frac{H_i(t)}{1 + W_i(t) \sum_{j=1}^D (x_j(t) - X_{ij}(t))^2}, \quad (11)$$

其中:  $H_i(t)$  和  $W_i(t)$  分别是峰值  $i$  在  $t$  时刻的高度和宽度,  $X_{ij}(t)$  是峰  $i$  在  $t$  时刻所在位置的第  $j$  个分量。在本文中, 峰值的高度在  $[30, 70]$  之间随机变化, 峰值的宽度在  $[1, 12]$  之间随机变化。每个峰值以变化强度  $S$  为移动距离。

### 4.2 实验设计(Experimental design)

本文通过 3 组实验来研究动态环境中复合粒子群优化算法的性能。第 1 组实验分析了关键参数和方法对 CPSO-NE 动态性能的影响。第 2 组实验对 CPSO-NE 与文献 [9] 中的复合粒子群算法 PSO-CP<sub>r</sub> 进行比较, 该算法中以定长  $L (L = 0.01 \times (X_{\max} - X_{\min}))$  构造复合粒子, 没有自适应步长调整策略。最后, 对 CPSO-NE 和其他 4 种随机搜索算法进行动态性能比较。4 种算法简述如下: 第 1 个是 DASA 模型, 当检测到变化时, 使用不同的信息素更新策略, 该算法被证实是响应动态环境的一种有效方法<sup>[11]</sup>。第 2 种算法是最近提出的基于聚类的粒子群优化方法<sup>[21]</sup>, 已被证明是一种有效的求解 DOPs 的 PSO 模型(CPSO)。第 3 个参与比较的是带有显式记忆的进化规划算法(MEP)<sup>[8]</sup>。第 4 个模型是在文献 [16] 中提出

的CESO算法.

对每种PSO的模型,取学习因子 $c_1 = c_2 = 2.05$ ,惯性权重 $\omega = 0.729844$  [19].粒子的初始位置在范围 $[X_{\min}, X_{\max}] = [0, 100]$ 内随机生成[24].种群规模设置为100.对于CPSO-NE,采用了初始映射步长 $R_{\text{step}} = 6$ (式(9)).对参与比较的PSO模型,采用相应文献中推荐的参数设置.每次实验独立运行30次,运行环境变化允许为10.为了达到评价算法跟踪最优值能力的目的,将Branke[7]提出的离线误差作为主要性能指标.按照自由度为58,显著性水平为0.05的单侧t检验进行离线误差统计比较,“+”,“-”或“~”依次表示CPSO-NE优于、差于或相

当于与其比较的算法.

### 4.3 动态环境中的参数分析(Parameter analysis for CPSO-NE in dynamic environments)

#### 4.3.1 种群规模的效应(Effect of the swarm size)

本组实验的目的是测试种群规模对CPSO-NE动态性能的影响.对规模为50和100的种群进行了实验.动态环境参数设置为:维数 $D \in \{2, 5, 10\}$ ,峰值个数 $N \in \{1, 10, 100\}$ ,变化强度 $S \in \{1.0, 2.0, 5.0\}$ ,变化间隔 $E = 5000$ (每隔5000次适应值评价环境变化1次).

实验结果见表1.

表1 不同种群规模时CPSO-NE在不同动态特征的动态问题( $E = 5000$ )中的离线误差与标准差

Table 1 Offline error and standard error of CPSO-NE with different swarm\_size on DOPs with  $E = 5000$  and different environmental dynamics and complexities

$D, N$	$S = 1.0$		$S = 2.0$		$S = 5.0$	
	Size = 50	Size = 100	Size = 50	Size = 100	Size = 50	Size = 100
2, 1	<b>0.21±0.01</b>	0.31±0.02	<b>0.34±0.02</b>	0.53±0.03	<b>1.01±0.04</b>	1.24±0.03
2, 10	<b>0.62±0.03</b>	0.67±0.03	0.92±0.03	<b>0.72±0.02</b>	1.61±0.06	<b>1.32±0.04</b>
2, 100	0.58±0.04	<b>0.56±0.04</b>	1.73±0.05	<b>1.01±0.03</b>	1.71±0.07	<b>1.67±0.04</b>
5, 1	<b>3.02±0.06</b>	3.41±0.06	5.02±0.06	<b>4.12±0.04</b>	<b>5.04±0.11</b>	5.32±0.09
5, 10	<b>1.03±0.10</b>	1.31±0.06	2.43±0.07	<b>1.98±0.06</b>	3.42±0.08	<b>3.20±0.13</b>
5, 100	2.72±0.11	<b>2.04±0.07</b>	3.08±0.08	<b>2.08±0.08</b>	3.13±0.06	<b>3.06±0.05</b>
10, 1	<b>4.01±0.11</b>	4.04±0.07	5.62±0.10	<b>5.12±0.07</b>	7.21±0.12	<b>6.13±0.08</b>
10, 10	3.52±0.13	<b>2.12±0.08</b>	3.05±0.09	<b>3.37±0.08</b>	4.82±0.07	<b>4.62±0.06</b>
10, 100	3.17±0.11	<b>2.62±0.09</b>	3.42±0.09	<b>2.94±0.06</b>	4.09±0.06	<b>3.72±0.06</b>

从表1可以看出,在大多数情况下,规模为100的种群具有更好的实验结果.对于 $S = 1.0$ 的单峰DOP,种群规模50可获得较好的实验结果,并且在所有函数中,种群规模为100的标准误差较种群规模为50的小.

#### 4.3.2 VAG机制的效应(Effect of the VAG scheme)

为了验证VAG机制在不同动态程度下对CPSO-NE动态性能的影响,对VAG机制的不同设置进行测试:固定参数 $R_{\text{step}} = 6.0$ ;自适应参数 $R_{\text{step}}$ 初值为6.0;不含任何诱导机制以及各维映射向量与速度无关(VAG向量的各分量在 $[0.0, 1.0]$ 范围内随机生成).实验结果参见表2.表2为不同VAG机制及不使用VAG机制时CPSO-NE在不同动态特征的动态问题( $E = 5000$ )中的离线误差与标准差.

由表2可见,本文提出的自适应VAG机制对于所有动态测试环境都有较好的结果.这表明自适应异速度映射机制能够增强CPSO-NE对DOPs的求解能力.

表2 CPSO-NE离线误差与标准差

Table 2 Offline error and standard error of CPSO-NE

$D, N$	$S = 1.0$			
	自适应	固定参数	随机参数	无诱导
5, 1	<b>3.41±0.06</b>	3.82±0.06	4.74±0.05	19.94±0.18
5, 10	<b>1.31±0.06</b>	1.46±0.08	2.36±0.09	10.84±0.22
5, 100	<b>2.04±0.07</b>	2.51±0.08	2.47±0.11	11.25±0.31
$D, N$	$S = 2.0$			
	自适应	固定参数	随机参数	无诱导
5, 1	<b>4.12±0.06</b>	4.25±0.06	4.95±0.07	23.43±0.35
5, 10	<b>1.98±0.06</b>	2.05±0.07	2.49±0.08	14.92±0.41
5, 100	<b>2.08±0.08</b>	2.94±0.08	2.98±0.08	15.75±0.47
$D, N$	$S = 5.0$			
	自适应	固定参数	随机参数	无诱导
5, 1	<b>5.32±0.09</b>	5.95±0.09	5.87±0.12	30.76±0.49
5, 10	<b>3.20±0.13</b>	3.46±0.15	3.21±0.14	18.92±0.51
5, 100	<b>3.06±0.05</b>	3.14±0.17	3.09±0.12	28.77±0.67

另外,从表2可知,相对于其他两种方法(即不

含任何的映射机制和具有随机分量的映射机制), 具有固定参数的VAG 在中度动态变化强度下( $S = 1.0$ 和 $S = 2.0$ )性能较好, 而当变化强度较大时( $S = 5.0$ ), 具有随机分量的映射机制较固定参数的VAG的性能要好. 变化强度相对较小时, 使用能够在一定程度上反映种群收敛程度的粒子速度信息有利于对最优解的跟踪. 当变化强度较大时, 均匀分布在搜索空间的粒子更有助于对整个解空间的搜索. 这再次表明具有合适参数的自适应VAG机制有助于加快算法在动态环境下的搜索速度. 通过以上探讨可见, 映射步长的初值对CPSO-NE在动态环境中的性能具有重要作用. 为验证该结论, 对 $R_{step}$ 在 $[0.1, -10]$ 范围内进行了进一步的实验. 结果见图2.

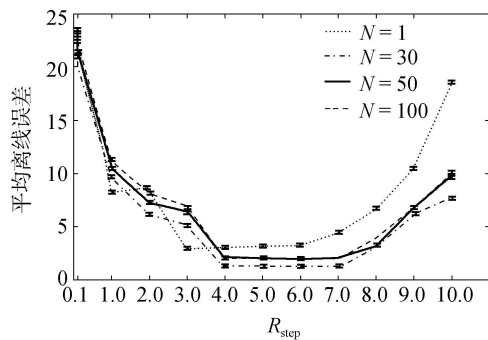


图2 不同 $R_{step}$ 时的CPSO-NE在不同峰数的动态问题( $E = 5000, S = 1.0, D = 5$ )中的离线误差与标准差.

Fig. 2 Offline error of CPSO-NE algorithms with different  $R_{step}$  on DOPs with  $E = 5000, S = 1.0, D = 5$ , and different number of peaks

从图2可见, 在跟踪单峰时 $R_{step}$ 的初始值取在4.0附近能得到较好的结果. 这表明局部优化有助于对轻度变化的跟踪. 然而, 当多于10个峰值时, 步长取在6.0附近更适合, 这表明在复合粒子中保持局部多样化对于快速响应多模态情形下的变化是重要的. 在 $R_{step} = 0.1$ 和 $R_{step} = 10^3$ 的极端情况下性能最差. 当 $R_{step} = 0.1$ 时, CPSO-NE丧失多样性, 这导致整个种群不能适应新环境. 当 $R_{step} = 10^3$ 时, 产生的许多无效映射不利于最优跟踪, 但会导致快速收敛.

### 4.3.3 共振运动策略的效应(Effect of resonance motion)

CPSO-NE中引进的另一种策略是整体运动策略. 为了研究在动态环境中整体运动对CPSO-NE性能的影响, 对有无整体运动的CPSO-NE进行了实验. 图3和图4分别给出了离线误差和种群多样性的实验结果. 从图3和图4可见, 整体运动策略

能够使多样性维持在理想的水平, 进而使CPSO-NE具有较好的动态性能.

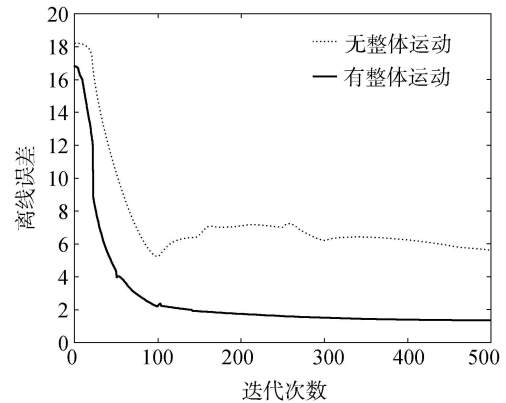


图3 不同整体策略时CPSO-NE在动态问题( $E = 5000, S = 1.0, D = 5, N = 10$ )中的动态性能.

Fig. 3 Dynamic performance of CPSO-NE with different integral movement scheme on the DOP with  $E = 5000, S = 1.0, D = 5$ , and  $N = 10$ .

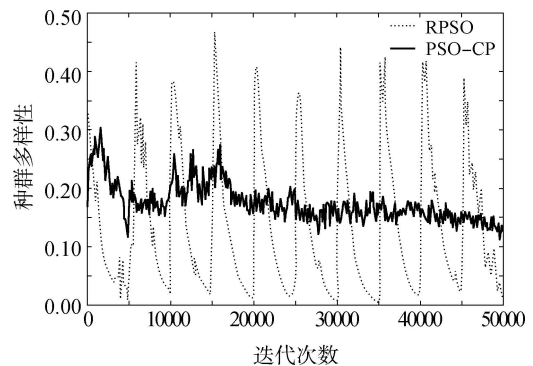


图4 不同整体策略时CPSO-NE在动态问题( $E = 5000, S = 1.0, D = 5, N = 10$ )中的种群多样性.

Fig. 4 Swarm diversity of CPSO-NE with different integral movement scheme on the DOP with  $E = 5000, S = 1.0, D = 5$ , and  $N = 10$

### 4.4 CPSO-NE与PSO-CP<sub>r</sub>动态性能比较(Comparison with PSO-CP<sub>r</sub> in dynamic environment)

表3给出了CPSO-NE和PSO-CP<sub>r</sub><sup>[9]</sup>在动态问题中的实验结果比较, 动态环境参数设置为:  $D = 5, N = 10, E = 5000, S \in \{0, 1.0, 3.0, 6.0\}$ . 从表3可见, 对于每一个给定的 $S$ 值, 在所研究的情况中CPSO-NE都优于PSO-CP<sub>r</sub>. 这表明CPSO-NE中引入的复合粒子构造方法与自适应异速度映射机制在动态环境中的有效性.

### 4.5 与其他随机搜索算法动态性能比较(Comparison with other random searching algorithms in dynamic environment)

本组实验对CPSO-NE与其他4种随机搜索算法(即DASA, CPSO, MEP和CESO)的动态性能进行比较.

#### 4.5.1 不同动态程度DOPs中的比较(Comparison on DOPs with different dynamic)

考虑不同变化强度与周期对PSO算法性能的影响时,在 $E = 5000$ 和 $S \in \{0, 1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0, 6.0\}$ 的条件下与 $S = 1.0$ 和 $E \in \{3000, 5000, 10000\}$ 的条件下分别进行实验.对于这两种情况, $D = 5$ ,  $N = 10$ .结果分别见表4和表5.

从表4和表5可见:首先, $S$ 值的增加加大了所有算法跟踪全局最优解的难度,变化周期的增加使算法在动态环境中有更好的跟踪能力.在所有动态测试函数中SPSO-PD, MQSO, CESO和CPSO-NE明显优于RPSO.这说明旧环境中个体改进策略

有助于在新环境中对最优解的跟踪.

第二,在大多数DOPs中,CPSO-NE优于其他算法.这一结果验证了将复合粒子和相关策略引进到PSO中的有效性.尤其是当环境改变适度时,整体运动策略能够有效地整合有价值的信息,VAG机制有助于复合粒子连续地搜索最优解而不会过早地收敛到一个局部最优解.

第三,在一些情况下,CPSO-NE与CESO(例如,当 $E = 3000$ ,  $S = 1.0$ 或 $E = 5000$ ,  $S = 6.0$ )效果类似.原因在于环境改变剧烈时,VAG机制不能完全地显示出其局部搜索的效果,如何在变化强度较大时提高VAG机制的动态性能也是今后工作的重点.

表3 CPSO-NE与PSO-CP<sub>r</sub>在不同动态特征的动态问题( $E = 5000$ )中的离线误差与标准差

Table 3 Offline error and standard error of CPSO-NE with different VAG strategies and without VAG on DOPs with  $E = 5000$  and different environmental dynamics and complexities

$S$	0	1.0	3.0	6.0
PSO-CP	<b>0.87±0.07</b>	<b>1.31±0.06</b>	<b>2.21±0.06</b>	<b>3.22±0.14</b>
PSO-CP <sub>r</sub>	1.15±0.07(+)	1.65±0.08(+)	2.72±0.08(+)	4.73±0.11(+)

表4 CPSO-NE与其他算法在不同强度的动态问题( $E = 5000$ ,  $D = 5$ ,  $N = 10$ )中的离线误差与标准差

Table 4 Offline error and standard error of algorithms on DOPs with  $E = 5000$ ,  $D = 5$ ,  $N = 10$ , and different shift severities

$S$	DASA	CPSO	MEP	CESO	CPSO-NE
0	0.92±0.07(+)	0.97±0.06(+)	0.89±0.06(+)	0.95±0.04(+)	<b>0.87±0.07</b>
1	1.69±0.06(+)	1.73±0.06(+)	1.62±0.05(+)	1.68±0.05(+)	<b>1.31±0.06</b>
2	2.15±0.07(+)	2.19±0.06(+)	2.14±0.07(+)	2.27±0.05(+)	<b>1.98±0.06</b>
3	2.75±0.07(+)	2.79±0.08(+)	2.67±0.06(+)	2.64±0.07(+)	<b>2.21±0.06</b>
4	2.92±0.07(+)	3.07±0.09(+)	2.78±0.08(+)	3.23±0.07(+)	<b>2.61±0.11</b>
5	2.94±0.08(+)	3.12±0.09(+)	2.83±0.09(+)	3.35±0.09(+)	<b>3.20±0.13</b>
6	3.31±0.09(+)	3.39±0.09(+)	3.09±0.09(+)	3.94±0.11(~)	<b>3.93±0.14</b>

表5 CPSO-NE与其他算法在不同周期的动态问题( $S = 1.0$ ,  $D = 5$ ,  $N = 10$ )中的离线误差与标准差

Table 5 Offline error and standard error of algorithms on DOPs with  $S = 1.0$ ,  $D = 5$ ,  $N = 10$ , and different number of evaluations between changes

$E$	DASA	CPSO	MEP	CESO	CPSO-NE
3000	2.39±0.13(+)	2.37±0.13(+)	2.26±0.12(+)	2.18±0.08(~)	<b>2.17±0.08</b>
5000	1.69±0.06(+)	1.73±0.06(+)	1.63±0.05(+)	1.68±0.05(+)	<b>1.31±0.06</b>
10000	0.93±0.06(+)	0.98±0.05(+)	0.80±0.04(+)	1.09±0.02(+)	<b>0.97±0.03</b>

#### 4.5.2 不同峰值DOPs中的比较(Comparison on DOPs with a different number of peaks)

研究了PSO算法在解决具有不同峰值数量 $N \in \{1, 10, 30, 50, 100\}$ 且 $E = 5000$ ,  $S = 1.0$ 和 $D = 5$ 的动态性能.实验结果见表6.从表6可见,CPSO-NE在所有动态环境下均优于其他PSO算法.这是

因为VAG机制增强了CPSO-NE跟踪最优解的能力,整体移动策略能够减缓算法陷入局优并推动搜索向全局最优解移动.CPSO-NE求解多峰DOPs的优势说明虽然它不是特别为求解多峰问题设计的,但当峰值间的距离很小时,自适应映射方法也有助于算法求解动态多峰问题.



表 6 CPSO-NE 与其他算法在不同峰数的动态问题( $E = 5000, D = 5, S = 1.0$ )中的离线误差与标准差  
Table 6 Offline error and standard error of algorithms on DOPs with  $E = 5000, S = 1.0, D = 5$ , and different number of peaks

$N$	DASA	CPSO	MEP	CESO	CPSO-NE
1	4.87±0.07(+)	4.94±0.06(+)	4.84±0.06(+)	4.93±0.07(+)	<b>3.41±0.06</b>
10	1.69±0.06(+)	1.73±0.06(+)	1.62±0.05(+)	1.68±0.05(+)	<b>1.31±0.06</b>
30	1.82±0.06(+)	1.83±0.07(-)	1.78±0.06(+)	2.15±0.06(+)	<b>2.02±0.07</b>
50	1.93±0.07(+)	1.95±0.06(-)	1.89±0.07(+)	2.26±0.06(+)	<b>2.14±0.08</b>
100	1.64±0.05(+)	1.73±0.06(+)	1.55±0.06(+)	2.18±0.08(+)	<b>2.04±0.07</b>

#### 4.5.3 不同维度DOPs的比较(Comparison on DOPs with a different dimensionality)

对不同维度  $D \in \{5, 10, 50\}$  的DOPs进行了算法的性能研究, 参数设置如下:  $E = 5000, S = 1.0, N = 10$ . 实验结果见表7. 从表7中可以看到, 在具有固定峰值数的动态情形下CPSO-NE较其他算法具有更好的性能, 其主要原因是自适应的VAG算子能够激励种群广泛地探索多维搜索空间.

对不同维度  $D \in \{5, 10, 50\}$  的DOPs进行了算法的性能研究, 参数设置如下:  $E = 5000, S = 1.0, N = 10$ . 实验结果见表7. 从表7中可以看到, 在具有固定峰值数的动态情形下CPSO-NE较其他算法具有更好的性能, 其主要原因是自适应的VAG算子能够激励种群广泛地探索多维搜索空间.

表 7 CPSO-NE 与其他算法在不同维度的动态问题( $E = 5000, S = 1.0, N = 10$ )中的离线误差与标准差  
Table 7 Offline error and standard error of algorithms on DOPs with  $E = 5000, S = 1.0, N = 10$ , and different dimensionalities

$D$	DASA	CPSO	MEP	CESO	CPSO-NE
5	1.69±0.06(+)	1.73±0.06(+)	1.62±0.05(+)	1.68±0.05(+)	<b>1.31±0.06</b>
10	2.28±0.07(+)	2.37±0.06(+)	2.21±0.07(+)	2.92±0.04(+)	<b>2.12±0.08</b>
50	19.45±0.26(+)	20.07±0.25(+)	19.12±0.25(+)	24.80±0.25(+)	<b>18.25±0.32</b>

## 5 结论(Conclusions)

为解决实数空间中的动态优化问题, 借鉴物理学中复合粒子的构成机理, 提出新的复合粒子群优化算法. 算法基本原理是在动态环境中利用粒子间的有效整合和相互作用机制跟踪变化的峰值. 为了实现有价值信息的共享, 该模型采用“最差优先”规则构造复合粒子. 复合粒子引入如下算子:

1) 自适应诱导调整: 如何充分挖掘所有粒子(无论适应值好坏)的有价值信息在动态环境中追踪最优解时很重要. 该机制利用特殊方式, 通过适应值较好的成员粒子来改进附近的成员粒子. 它保证了粒子对较好区域的搜索能力, 更好地驱动粒子在动态环境中跟踪最优解.

2) 共振运动: 合理的多样性水平对种群更好地探索新峰值很重要. 共振运动策略的目的在于防止复合粒子碰撞, 其中优秀成员粒子按照标准PSO更新, 并将更新信息传递给其他适应值较小的成员粒子.

为了验证提出的CPSO-NE, 用动态测试问题进行了参数分析与算法性能比较. 从实验结果可见: 首先, 引入具有内部相互作用机制的复合粒子有利于提高动态环境中PSO的性能. 其次, 提出的VAG机制对于改进PSO的性能是有效的, 尤其对于

多维动态优化问题. 第三, 自适应步长调整策略对于CPSO-NE响应环境变化具有很好的效果. 第四, 从优秀个体以外的其他粒子中提取信息可以保留有价值信息同时避免种群收敛对于PSO在动态环境中的性能是一种较好的策略.

下一步的研究工作可围绕简化CPSO-NE的模型, 减少参数对算法的影响展开. 另外, 如何改进算法减少计算资源的消耗, 并与其他进化算法(如改进的差分进化算法和遗传算法)进行性能比较也是一项有意义的工作.

## 参考文献(References):

- [1] BLACKWELL T M, BENTLEY P J. Dynamic search with charged swarms [C] // *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference 2002*. New York: Morgan Kaufmann Publishers, 2002: 19–26.
- [2] BLACKWELL T M. Particle swarms and population diversity I: analysis [J]. *Soft Computing – A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 2005, 9(11): 793–802.
- [3] BLACKWELL T M, BENTLEY P J. Multiswarms, exclusion, and anti-convergence in dynamic environments [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(4): 459–472.
- [4] BONABEAU E, DORIGO M, THERAULAZ G. *Swarm Intelligence: from Natural to Artificial Systems* [M]. Oxford: Oxford University Press, 1999.
- [5] BRANKE J. Memory enhanced evolutionary algorithms for changing optimization problems [C] // *Proceedings of the 1999 Congress on*

- Evolutionary Computation*. Washington, DC: IEEE, 1999(3): 1875 – 1882.
- [6] BRANKE J, KAUBLER T, SCHMIDT C, et al. A multi-population approach to dynamic optimization problems [C] // *Adaptive Computing in Design and Manufacturing*. Berlin: Springer-Verlag, 2000: 299 – 308.
- [7] BRANKE J. *Evolutionary Optimization in Dynamic Environments* [M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [8] YU E, SUGANTHAN P. Evolutionary programming with ensemble of external memories for dynamic optimization [C] // *Proceedings of the 2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Trondheim, Norway: IEEE, 2009: 431 – 438.
- [9] GREEFF M, ENGELBRECHT A P. Solving dynamic multi-objective problems with vector evaluated particle swarm optimisation [C] // *Proceedings of the 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Hong Kong: IEEE, 2008: 2917 – 2924.
- [10] 刘黎黎, 汪定伟. 复合粒子群算法及其在动态环境中的应用 [J]. 系统工程学报, 2011, 26(2): 169 – 274.  
(LIU Lili, WANG Dingwei. Particle swarm optimization with composite particles in dynamic environments [J]. *Journal of Systems Engineering*, 2011, 26(2): 169 – 274.)
- [11] KOROSEC P, SILC J. The differential ant-stigmergy algorithm applied to dynamic optimization problems [C] // *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation 2009*. Trondheim, Norway: IEEE, 2009: 407 – 414.
- [12] COBB H G, GREFENSTETTE J J. Genetic algorithms for tracking changing environments [C] // *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1993: 523 – 530.
- [13] EBERHART R C, SHI Y. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms [C] // *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*. Seoul: IEEE, 2001, 1: 94 – 100.
- [14] ESQUIVEL S C, COELLO C A. Hybrid particle swarm optimizer for a class of dynamic fitness landscape [J]. *Engineering Optimization*, 2006, 38(8): 873 – 888.
- [15] GALASSO F S. *Structure and Properties of Inorganic Solids* [M]. Oxford: Pergamon Press, 1970.
- [16] GREFENSTETTE J J. Genetic algorithms for changing environments [M] // *Parallel Problem Solving from Nature 2*. Amsterdam: Elsevier, 1992: 137 – 144.
- [17] 成照乾, 王洪国, 邵增珍, 等. 基于对称粒子群算法的动态环境问题求解 [J]. 计算机工程, 2010, 36(24): 150 – 155.  
(CHENG Zhaoqian, WANG Hongguo, SHAO Zengzhen, et al. Dynamic environment problem solution based on symmetric particle algorithm [J]. *Computer Engineering*, 2010, 36(24): 150 – 155.)
- [18] 赵传信, 王汝传, 季一木. 动态环境下的种群扩散粒子群优化算法 [J]. 计算机工程, 2010, 36(19): 24 – 26.  
(ZHAO Chuanxin, WANG Ruchuan, JI Yimu. Population diffuse PSO algorithm in dynamic environment [J]. *Computer Engineering*, 2010, 36(19): 24 – 26.)
- [19] GUNTSCH M, MIDDENDORF M. Applying population based ACO to dynamic optimization problems [M] // *Ant Algorithms: Third International Workshop, ANTS 2002*. New York: Springer-Verlag, 2002: 97 – 104.
- [20] HANDA H, CHAPMAN L, YAO X. Robust route optimisation for gritting/salting trucks: a CERCIA experience [J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, 1(1): 6 – 9.
- [21] LI C, YANG S. A clustering particle swarm optimizer for dynamic optimization [C] // *Proceedings of the 2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Trondheim, Norway: IEEE, 2009: 439 – 446.
- [22] HU J, ZENG J, TAN Y. A diversity-guided particle swarm optimizer for dynamic environments [J]. *Bio-Inspired Computer Intelligence and Applications*, 2007, 4688: 239 – 247.
- [23] JANSON S, MIDDENDORF M. A hierarchical particle swarm optimizer and its adaptive variant [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2005, 35(6): 1272 – 1282.
- [24] 刘志雄, 梁华. 粒子群算法中随机数参数的设置与实验分析 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1489 – 1496.  
(LIU Zhixiong, LIANG Hua. Parameter setting and experimental analysis of the random number in particle swarm optimization algorithm [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(11): 1489 – 1496.)

#### 作者简介:

刘黎黎 (1980–), 女, 博士, 主要研究方向为动态进化计算方法及其应用, E-mail: liulili1202@gmail.com;

李国家 (1985–), 男, 博士研究生, 主要研究方向为RFID技术在供应链管理中的应用, E-mail: guojia.li@163.com;

汪定伟 (1948–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为ERP/MRP/JIT、生产计划与调度、建模与优化、软计算与智能优化方法等, E-mail: dwwang@mail.neu.edu.cn.