

## 离散粒子群优化算法研究综述

郭文忠, 陈国龙, 陈 振

( 福州大学数学与计算机科学学院, 福建 福州 350108)

**摘要:** 粒子群优化( PSO) 算法最初是基于连续空间的优化, 然而现实世界中许多问题是离散的, 近年来其离散化策略和方法受到广泛的关注. 本文简要介绍 PSO 算法的工作原理和粒子更新机制、算法参数的分析与设置, 详细介绍 PSO 算法的三种常见离散化策略的机理及其粒子更新机制, 阐述离散 PSO 算法的应用成果, 最后对其未来的研究方向进行展望.

**关键词:** 粒子群优化; 离散; 算法; 综述

**中图分类号:** TP301

**文献标识码:** A

### Survey on discrete particle swarm optimization algorithm

GUO Wen - zhong, CHEN Guo - long, CHEN Zhen

( College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350108, China)

**Abstract:** Particle swarm optimization ( PSO) algorithm is originally based on the continuous space optimization, but many of the problems in the real world are discrete. In recent years, its discrete strategies and methods arouse people's wide concern. This paper briefly describes the working principle and update mechanism of PSO, then analyses parameters' setting of the algorithm, we also describe the three common discrete PSO algorithms and their corresponding update mechanism in detail, and then present their application achievements. Finally, the prospects of the discrete PSO algorithm are given.

**Keywords:** particle swarm optimization; discrete; algorithm; survey

科学与工程实践中一大类问题都可以归结为优化问题, 鉴于实际工程问题的复杂性、约束性、非线性、多局部最小和建模困难等特点, 寻找各种适合于工程实践需求的新型智能优化方法一直是许多学科的一个重要研究方向. 粒子群优化( particle swarm optimization, PSO) 算法是由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士于 1995 年提出的一种新型的群智能优化算法<sup>[1]</sup>, 同其他进化算法相比, 其最吸引人的特征是简单、容易实现和更强的全局优化能力. PSO 算法自提出之后, 引起了众多学者的极大关注, 在短短几年内形成了一个研究热点并出现了大量的研究成果. 大量实验结果也表明了 PSO 算法确实是一种有力的优化工具且具有强大的生命力<sup>[2]</sup>. PSO 算法最初被应用于连续空间的优化, 研究也主要集中在连续函数方面, 即其速度、加速度等状态都是连续的, 它们的运算法则也是连续量的运算. 然而, 许多实际的工程应用问题是离散的, 变量是有限的, 需要将基本 PSO 算法在二进制空间进行扩展. 对照基本 PSO 算法运作机理, 发现可以通过将加、减、乘等算术操作离散化, 以使得 PSO 算法适应离散值空间. 近年来, PSO 算法在离散优化问题中的应用也日益引起了人们的注意, 出现了一系列的离散 PSO( discrete PSO, DPSO) 算法, 并在实际工程问题中得到了较好的应用.

## 1 PSO 算法原理

### 1.1 基本 PSO 算法

PSO 算法是一种基于种群的搜索算法, 它将鸟群运动模型中的栖息地类比于所求解问题空间中可能

收稿日期: 2011 - 06 - 17

通讯作者: 陈国龙( 1965 - ), 教授, Email: cgl@fzu.edu.cn

基金项目: 国家重点基础研究发展计划资助项目( 2011CB808003); 国家自然科学基金资助项目( 10871221, 61103175); 福建省科技创新平台计划资助项目( 2009J1007); 福建省教育厅科研资助项目( JA11011)

解的位置,通过个体间的信息传递,导引整个群体向可能解的方向移动,在求解过程中逐步增加发现较好解的可能性.在 PSO 算法中,种群中的每个个体可看成是寻优空间中的一个没有质量且没有体积的粒子,在搜索空间中以一定的速度飞行,个体通过对环境的学习与调整,根据个体与群体飞行经验的综合分析结果来动态调整飞行速度,群体成员逐渐移入问题空间的更好区域.粒子的位置代表被优化问题在搜索空间中的潜在解,所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值(fitness value),每个粒子还有一个速度决定他们飞翔的方向和距离,粒子们追随当前的最优粒子在解空间中搜索. PSO 算法初始化为一群随机粒子(随机解),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,称为个体极值 pbest;另一个极值是整个种群目前找到的最优解,称为全局极值 gbest.

在找到上述两个极值后,粒子通过如下两个公式来更新速度和位置:

$$V_i = w \times V_i + c_1 r_1 (pbest_i - X_i) + c_2 r_2 (gbest - X_i) \quad (1)$$

$$X_i = X_i + V_i \quad (2)$$

其中:  $X_i$  和  $V_i$  分别表示第  $i$  个粒子的位置和速度,  $pbest_i$  是第  $i$  个粒子的最优值,  $w$  是惯性权值,  $c_1$  和  $c_2$  为加速因子,  $r_1$  和  $r_2$  是在  $[0, 1]$  范围内的两个随机数,通常使用一个常量  $V_{\max}$  来限制粒子的速度,改善搜索结果.

## 1.2 参数分析与设置

在 PSO 算法中存在几个显参数和隐参数,它们的值可以被调整,以产生算法搜索问题空间的方式变化.算法参数分析是 PSO 算法研究中的重要问题之一,许多研究人员对参数的选择及其对算法性能的影响进行了大量的分析和实验,为 PSO 算法的理论和应用研究奠定了坚实的基础.在基本 PSO 算法中,需要调节的参数主要有种群规模  $M$ 、最大速度  $V_{\max}$ 、惯性权值  $w$  以及加速因子  $c_1$  和  $c_2$  等几个部分.

1) 种群规模. 一般情况下,种群规模  $M$  取 20 到 40 之间就能保证充分地搜索解空间,而且对于大部分问题,种群规模取 10 就足以取得较好的结果,但对于一些特定类别或者比较难的问题,种群规模甚至有时需要取到 100 到 200 之间.

2) 最大速度. 最大速度  $V_{\max}$  决定当前位置与最好位置之间区域的分辨率(或精度). 如果  $V_{\max}$  太高,粒子可能会飞过好解;如果  $V_{\max}$  太小,粒子不能在局部好区域之外进行足够的探索,导致容易陷入局部最优值.  $V_{\max}$  通常设定为粒子的范围宽度,例如,粒子  $(x_1, x_2, x_3)$ ,  $x_1$  属于  $[-10, 10]$ , 那么  $V_{\max}$  的大小就是 10.

3) 惯性权值. 在公式(1)中,如果没有后面两个部分,即  $c_1 = c_2 = 0$ ,粒子将一直以当前的方向飞行,直到到达边界.由于它只能搜索有限的区域,所以很难找到较好的解,而加上后面两部分之后,粒子则有扩展搜索空间的趋势.

性质 1<sup>[3]</sup> 惯性权值的设置影响了粒子的全局搜索能力与局部搜索能力之间的平衡.

从速度更新模型的公式(1)可以看出,公式的第一部分是 PSO 算法中的一个关键部分,它主要提供了粒子在搜索空间中飞行的动力,并表示了粒子以前的速度对粒子飞行轨迹的影响,而惯性权值就是一个用来表征粒子以前经历过的速度对当前速度的影响程度的数字量.因此,惯性权值的设置影响了粒子的全局搜索能力与局部搜索能力之间的平衡.

性质 2<sup>[3]</sup> 使用较大的惯性权值,算法具有较强的全局搜索能力.

从公式(1)和性质 1 可知,惯性权值是决定保留多少上一时刻的速度,从而取较大的值可以加强搜索以前所未能达到区域的能力,有利于增强算法的全局搜索能力并跳出局部极小点,而取较小的值则说明当前算法主要是停留在当前解的附近搜索,从而有利于提高算法的局部搜索能力并加速算法的收敛.

因此,该参数对算法的性能影响很大,它的大小控制着以前速度对当前速度的影响,体现了全局搜索与局部搜索的一个折衷<sup>[4]</sup>,对 PSO 算法的收敛性起着至关重要的作用.目前对惯性权值  $w$  的调整策略主要有线性变化、模糊自适应和随机变化等.其中应用最多的是线性递减策略,Shi 认为这样可以在开始优化时搜索较大的解空间,得到合适的粒子,然后在后期逐渐收缩到较好的区域进行更精细的搜索,以加快收敛速度<sup>[5]</sup>.

4) 加速因子. 加速因子  $c_1$  和  $c_2$  是一组调整粒子自身经验与群体经验并影响粒子运动轨迹的重要参数. 如果  $c_1$  值为 0, 则粒子仅有群体经验作用于粒子的运动, 这时它的收敛速度可能较快, 但对一些复杂问题可能容易导致局部收敛; 如果  $c_2$  值为 0, 则仅有自身经验对粒子的运动起作用, 群体中的粒子之间不具备信息交互的能力, 则一个规模为  $M$  的群体就等同于运行了  $M$  次单个粒子, 这就失去了群智能算法本身所具备的特性, 从而难于得到最优解; 如果  $c_1$  和  $c_2$  均为 0, 则粒子不包含任何的经验信息并只能搜索有限的区域, 从而难于找到较好的解.

可以把加速因子  $c_1$  和  $c_2$  看成一个控制参数, 即  $\varphi = c_1 + c_2$ . 如果  $\varphi = 0$ , 粒子的坐标值  $X$  只是简单的线性增加. 如果  $\varphi$  非常小, 则对粒子速度的控制很微弱, 因此群体的运动轨迹随时间推移而变化得非常缓慢. 当  $\varphi$  较大时, 粒子的空间位置变化频率增大, 粒子变化步长也随之增大.

## 2 PSO 算法的离散化策略

PSO 算法最初是用于解决连续优化问题, 研究也主要集中在连续函数方面, 即其速度、加速度等变量都是连续的, 它们的运算法则也是连续量的运算. 然而许多实际的工程应用问题是离散的, 变量是有限的, 因而需要将基本 PSO 算法在二进制空间进行扩展, 构造一种离散形式的 PSO 算法模型. 现有文献主要报道以下 3 种策略.

### 2.1 将速度作为位置变化的概率

Kennedy 博士和 Eberhart 博士于 1997 年率先提出了一种针对 0-1 规划问题的二进制 PSO (binary PSO, BPSO) 算法<sup>[6]</sup>, 在 BPSO 中, 一个二进制的空间就表示一个超立方体空间, 每个粒子用一个二进制变量来表示, 可以通过该二进制变量的某些位在  $\{0, 1\}$  之间的翻转来实现粒子在这个超立方体空间中的移动. 另外, 粒子的速度则用于表示二进制变量的翻转概率, 具体的速度更新公式如下:

$$v_{id} = v_{id} + \varphi(p_{id} - x_{id}) + \varphi(p_{gd} - x_{id}) \quad (3)$$

其中:  $x_{id}$  表示粒子的位置,  $v_{id}$  表示粒子位置的变化率,  $\varphi$  是常数, 称为学习因子, 而  $p_{id}$  和  $p_{gd}$  分别表示粒子的局部最优位置和全局最优位置.  $x_{id}$ ,  $p_{id}$  和  $p_{gd}$  都只能是 0 或 1,  $v_{id}$  因为表示的是概率, 则限制在  $[0, 1]$  之间. 粒子位置的更新公式如下:

$$x_{id} = \begin{cases} 1 & (\text{if}(\text{rand}() < \text{sig}(v_{id}))) \\ 0 & (\text{else}) \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $\text{sig}(v_{id}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{id})}$ .

这里, 函数  $\text{sig}(v_{id})$  是一个转换限制函数, 能够保证  $x_{id}$  的每一个分量都限制在  $[0, 1]$  之间, 而  $\text{rand}()$  则是表示一个  $[0, 1]$  之间的随机数.  $v_{id}$  值越大, 粒子的位子  $x_{id}$  选 1 的概率越大,  $v_{id}$  值越小,  $x_{id}$  选 0 的概率则越大.

之后, Hu 等参照 BPSO 的离散化方式, 给出了一种求解置换排列问题的 DPSO 算法<sup>[7]</sup>. 算法中粒子用置换排列表示, 并通过两个粒子的相似度来定义速度, 用于决定粒子位置变化的概率, 同时还引入变异操作以防止算法陷入局部最优值. 文献[8]利用 BPSO 的离散化模式, 采用过滤模式的特征选择方法, 通过分析网络入侵数据中所有特征之间的相关性, 给出了一种基于 BPSO 和相关性分析的特征子集选择算法.

### 2.2 直接将连续 PSO 用于离散问题的求解

由于 BPSO 算法在许多组合优化问题中并不适用, 一些研究者采用对连续 PSO 算法的直接离散化方式, 通过对粒子位置进行近似取整, 而算法的其余部分则完全继承连续 PSO 算法. 文献[9]在求解整数规划问题时, 直接将基本的连续 PSO 用于该问题的求解当中, 算法结构依然保持连续 PSO 位置和速度更新中的运算规则, 在每次粒子位置更新之后, 将迭代产生的连续解进行取整运算并以此评价此解的质量, 然后进入下一步的迭代. 虽然这种方法在执行过程中, 由于多个不同连续解可能对应一个整数解, 并使得取整后的数可能违反约束条件或其解不是可行解, 但实验结果表明, 在解决高维整数规划问题时, 算法的稳定性较高, 且不易陷入搜索停滞.

任务分配是将一个程序的执行任务分配给分布式计算机系统的不同处理器, 以减少程序的执行周期,

提高系统执行该程序的能力. 文献[10]也直接利用连续 PSO 算法来解决静态任务分配问题, 在算法的执行过程中, 文献[10]仍然保留了基本连续 PSO 算法中速度和位置的更新规则, 只是用任务图和连接图来分别表示待分配的任务和处理器, 通过一定的规则将任务图和处理器连接图映射到连续粒子的运动空间. 实验结果表明, 所提算法在处理任务分配时能得到比遗传算法( genetic algorithm, GA) 更好的解, 且运算速度也更快.

### 2.3 重新定义 PSO 算法操作算子

与上述两种离散化策略不同, 另有一些研究者在基本 PSO 算法的基本思想和框架下, 根据问题特有的离散表示形式重新定义粒子更新公式中的操作算子进行求解. 比较典型的有, Clerc 给出一种求解 TSP 问题的 DPSO 算法( DPSO for TSP, TSP - DPSO) [11], 以及 Pan 等借助进化算法中交叉算子和变异算子重新定义粒子操作, 并针对 workflow 调度问题所提出的 DPSO 算法[12]等.

在文献[11]的 TSP - DPSO 算法中, 粒子的位置用所有城市的一个排列来表示, 则所有的排列就构成了粒子的搜索空间. 该算法引入了交换子和交换序列的概念, 一个交换子  $S = \text{Swap}(i, j)$  是指交换粒子第  $i$  个和第  $j$  元素的位置, 一个交换子集则是指一组以特定顺序排列的交换子. 粒子的速度则是指粒子为达到最优解而需要对当前位置执行的基本交换序. 基于此概念, TSP - DPSO 算法对粒子群中的加减法等操作算子进行了重新定义, 其更新公式如下:

$$V_{t+1} = c_1 V_t \oplus c_2 (P_{i,t} - X_t) \oplus c_3 (P_{g,t} - X_t) \quad (5)$$

$$X_{t+1} = X_t + V_{t+1} \quad (6)$$

其中: 粒子的位置和速度分别为  $X_t$  和  $V_t$ , 均由 0 和 1 组成;  $c_1$ 、 $c_2$  和  $c_3$  是随机生成的学习因子;  $P_{i,t}$  和  $P_{g,t}$  则是粒子局部最优和全局最优值. 这里, 速度与随机数的数乘表示依随机数概率保留原速度中的交换子, 算子  $\oplus$  为粒子速度间的异或操作.

该算法通过对粒子位置和速度矢量的操作, 实现了连续粒子群向离散空间的映射. 实验结果表明, 在解决 TSP 问题时该算法并非最优算法, 但是 PSO 算法也有其他算法无法比拟的优势, 即经过简单的修改就可以用来解决那些没有特定求解算法的离散问题和组合优化问题.

在文献[12]中, Pan 等对于用  $m$  个机器来完成  $n$  份作业的最小时间问题, 用所有作业及其所对应机器的一个排列作为粒子的一个位置, 则所有的排列就构成了问题的搜索空间, 并且借鉴进化算法的操作方式, 在所提算法中首先通过遗传变异操作实现自身速度的改变, 继而通过交叉操作实现个体极值和全局极值对粒子的影响, 具体更新公式如下:

$$X'_i = c_2 \oplus F_3(c_1 \oplus F_2(\omega \oplus F_1(X_i^{t-1}), P_i^{t-1}), G_i^{t-1}) \quad (7)$$

其中:  $F_1$  是变异操作,  $w$  为变异概率,  $F_2$  和  $F_3$  是交叉操作,  $c_1$  和  $c_2$  分别表示实现  $F_2$  和  $F_3$  的交叉概率,  $P_i^{t-1}$  和  $G_i^{t-1}$  则分别是局部最优位置和全局最优位置.

## 3 DPSO 算法应用

用 PSO 算法解决实际科学与工程实践问题已成为一大热点, 而 DPSO 算法也已在典型组合优化难题、电力系统、超大规模集成电路(very large scale integration, VLSI) 设计、无线传感器网络(wireless sensor networks, WSN) 以及数据挖掘等领域中得到应用研究.

### 3.1 典型组合优化难题

组合优化问题是运筹学的一个重要分支, 主要有 TSP 问题、0-1 背包问题、工件排序(job-shop-scheduling problem, JSP) 问题以及最小生成树(minimum spanning tree problem, MST) 问题等. 自 Clerc 在文献[11]针对 TSP 问题, 重新定义 PSO 算法的操作算子, 并给出一种 TSP - DPSO 算法之后, 另有研究者围绕典型组合优化问题, 提出了解决 TSP 问题[13-14]、0-1 背包问题[15-16]、JSP 问题[17-19] 以及 MST 问题[20] 等经典问题的一系列算法.

### 3.2 电力系统领域

在电力系统领域, 文献[21]将 PSO 用于最低成本发电扩张问题并有效地解决了带有强约束的组合优化问题; 文献[22]给出了一种基于改进 BPSO 的配电网故障恢复算法, 而文献[23]、[24]则分别针对配

电网重构问题和输电网络扩展规划问题构造了相应的 DPSO 算法;文献[25]利用 PSO 算法有效地解决了满足发电机约束的电力系统经济调度问题,文献[26]则给出了用于求解电力市场的盈利区间约束问题的改进 DPSO 算法;文献[27]、[28]利用 PSO 算法解决满足开停机、热备约束的机组调度问题和机组组合问题。

### 3.3 VLSI 设计领域

VLSI 物理设计中的布图、布局和布线是集成电路设计的关键和核心,布图、布局和布线问题是高度复杂的,且其中很多问题已被证明为 NP-困难问题。传统的优化算法很难适应集成电路的发展需要,要么面临计算量爆炸,要么易陷入局部极值,无法接近全局最优解,这也导致了人们开始寻求各种启发式算法来解决集成电路中的优化问题。鉴于 PSO 本身所具备的简单容易实现和更强的全局优化能力等优势,人们开始探索 PSO 算法在 VLSI 物理设计中的应用研究,并相应构建了用于求解电路划分问题<sup>[29-30]</sup>、布图/布局规划问题<sup>[31-32]</sup>以及布线问题<sup>[33-34]</sup>等的 DPSO 算法。

### 3.4 WSN 领域

WSN 作为一种新型的网络概念,不需要预先配置基础网络设施,能够实现传感器节点自由的组网通信,具有广阔的应用空间。然而,WSN 自身存在一些诸如电源能量有限、通信能力有限、节点计算能力和存储能力有限等现实约束,这些约束也意味着无线传感器网络的资源是稀缺的,从而无线通信资源和能量资源的控制与优化就显得尤其重要。近年来,已有研究者围绕 WSN 中的节点布局/定位、能量感知聚类以及数据融合等问题,抽象出相应的数学优化模型,并构建相应的 PSO 算法。文献[35]很好地综述了 PSO 算法在上述应用领域中的应用情况,另有研究者进一步将 PSO 算法应用于 WSN 容错拓扑控制和任务调度等问题中的求解<sup>[36-38]</sup>。

### 3.5 数据挖掘领域

对于数据挖掘中的属性选择(也称特征选择),文献[39]使用 BPSO 算法解决生物信息数据集中的属性选择问题;文献[40]则提出了基于 DPSO 和支持向量机(support vector machine, SVM)封装模式的特征子集选择方法;而文献[41]为了克服传统特征选择方法在处理连续型数据时要先进行离散化而耗费大量的预处理时间,引入了粗糙集约简模型,并给出了一种基于邻域粗糙集模型和 PSO 算法的特征选择算法;此外,文献[42]利用基于自组织映射和 PSO 算法的混合聚类方法来解决基因聚类问题;文献[43]提出了一种新的基于 PSO 算法的聚类方法;而文献[44]也很好地把 PSO 算法用于高维数据聚类问题的应用。

### 3.6 图像处理领域

文献[45]基于模糊理论和 PSO 算法提出一个解决图形匹配和识别的混合 PSO 算法;文献[46]利用结合局部搜索的混合 PSO 算法对生物医学图像进行配准;文献[47]将混沌优化搜索技术应用于 PSO,提出了一种基于混沌搜索的 PSO 算法,并很好地用于图像匹配问题的求解;文献[48]则给出了用于红外图像分割的基于 PSO 寻优的快速二维熵算法。

### 3.8 其它领域

前面简单论述了 DPSO 算法在典型组合优化难题、电力系统、VLSI 设计、WSN、数据挖掘以及图像处理等领域的一些具体应用情况。此外,DPSO 算法在神经网络训练、化工系统、机械设计、通信、机器人以及经济等领域也取得一定的应用研究成果<sup>[49-52]</sup>。

## 4 总结及未来研究方向

PSO 算法是一种新兴的群智能优化方法,自提出以后立刻引起了学术界的广泛关注并在短短的几年时间里出现大量的研究成果,近年来众多研究者开始致力于 DPSO 算法的研究,相继出现了一系列求解实际工程问题的 DPSO 算法。从近年来对 DPSO 算法的研究情况来看,已有的研究成果还相对比较分散,但有几个方面值得进一步的研究探讨<sup>[49]</sup>。

### 4.1 加强理论研究的力度,促进 PSO 算法理论体系的完善

相关文献表明,目前 PSO 算法大多研究者主要致力于算法的应用研究,很少人去关心算法本身的工

作原理. 因此, PSO 算法的工作机理到现在还是没有完全的了解, 与之相关的一些问题, 如算法的收敛速度和参数的调整等也没有得到彻底而详细的分析研究. 同时, 由于算法的中间变量太多, 一旦待优化函数的维数增加, 就需要付出很大的计算代价, 从而降低算法的效率. 为此, PSO 算法的缺点和它的优点一样显而易见, 和其它仿生优化算法初创时的情况一样, PSO 算法没有严格的理论基础, 仅仅通过对某种群体搜索现象的简单模拟而设计的, 但没有从原理上说明算法的有效性和适用范围.

#### 4.2 探索具有创新的 DPSO 模式

从现有参考文献可以看出, 现有研究成果基本上都是直接对连续 PSO 算法进行改造并用于相关离散问题的求解, 这里应在加强 PSO 算法工作机理的基础上, 通过分析 PSO 算法特别是 DPSO 算法的粒子更新机制、群体信息拓扑控制机制以及群体多样性保持机制并从中获得启发和借鉴, 构造一种更具创新的 DPSO 算法通用模式.

#### 4.3 寻求新的方式改进 DPSO 算法性能

目前对 DPSO 的研究工作还不够深入和系统, 应进一步利用免疫机制、模拟退火、GA 以及分形等其它相关技术的优点, 寻求新的方式进一步改善 DPSO 算法的性能, 特别是解决其易陷入局部最优的问题.

#### 4.4 进一步扩展 DPSO 算法的应用领域

算法的应用研究和实验对比结果对洞察算法的本质能提供强有力的帮助, 且算法的有效性最终也须在实际应用中才能得到体现. 为此, 对于这么一个年轻且具有很大开发潜力的算法, 有必要进一步扩展 DPSO 算法的应用领域.

#### 参考文献:

- [1] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particles swarm theory [C]// Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya: IEEE Inc, 1995: 39 – 43.
- [2] Kennedy J, Eberhart R C. Swarm intelligence [M]. San Mateo: Morgan Kaufmann, 2001.
- [3] 郭文忠, 陈国龙. 粒子群优化算法中惯性权值调整的一种新策略 [J]. 计算机工程与科学, 2007, 29(1): 70 – 72.
- [4] Shi Yu-hui, Eberhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization [C]// Evolutionary Programming VII: Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming. New York: Springer-Verlag, 1998: 591 – 600.
- [5] Shi Yu-hui, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization [C]// Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1 945 – 1 950.
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Orlando: IEEE Inc, 1997: 4 104 – 4 108.
- [7] Hu Xiao-hui, Eberhart R C, Shi Yu-hui. Swarm intelligence for permutation optimization: a case study of n-queens problem [C]// Proceedings of the IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indianapolis [s. n.], 2003: 243 – 246.
- [8] 郭文忠, 陈国龙, 陈庆良, 等. 基于粒子群优化算法和相关性分析的特征子集选择 [J]. 计算机科学, 2008, 35(2): 144 – 146.
- [9] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization [J]. Natural Computing, 2002, 1(2/3): 235 – 306.
- [10] Salman A, Ahmad I, Al-Madani S. Particle swarm optimization for task assignment problem [J]. Microprocessors and Microsystems, 2002, 26(8): 363 – 371.
- [11] Clerc M. Discrete particle swarm optimization – illustrated by the traveling salesman problem [EB/OL]. 2000-02-29. [http://clerc.maurice.free.fr/psa/psa\\_tsp/Discrete\\_PSO\\_TSP.htm](http://clerc.maurice.free.fr/psa/psa_tsp/Discrete_PSO_TSP.htm).
- [12] Pan Quan-ke, Tasgetiren M F, Liang Yun-chia. A discrete particle swarm optimization algorithm for the permutation flow-shop sequencing problem with makespan criteria [C]// Proceedings of the Twenty-sixth SGA International Conference on Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence. Cambridge: Springer-Verlag, 2006: 19 – 31.
- [13] 郭文忠, 陈国龙. 求解 TSP 问题的模糊自适应粒子群算法 [J]. 计算机科学, 2006, 33(6): 161 – 162.
- [14] Chen En-xiu, Li Jian-qing, Liu Xi-yu. In search of the essential binary discrete particle swarm [J]. Applied Soft Computing Journal, 2011, 11(3): 3 260 – 3 269.
- [15] 贺毅朝, 王熙照, 寇应展. 一种具有混合编码的二进制差分演化算法 [J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(9): 1 476 – 1 484.

- [16] Ren Zi-hui, Wang Jian. A discrete particle swarm optimization for solving multiple knapsack problems [C] // 5th International Conference on Natural Computation. Tianjin [s. n.], 2009: 166-170.
- [17] 周驰,高亮,高海兵. 基于 PSO 的置换流水车间调度算法[J]. 电子学报, 2006, 34(11): 2 008-2 011.
- [18] Liao Ching-jong, Tseng Chao-tang, Pin Lu-arm. A discrete version of particle swarm optimization for flowshop scheduling problems [J]. Computers and Operations Research, 2007, 34(10): 3 099-3 111.
- [19] 郭文忠,陈国龙,夏添. 异构机群下数据流自适应分配策略[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(8): 1 175-1 181.
- [20] 郭文忠,陈国龙. 一种求解多目标最小生成树问题的有效离散粒子群优化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(4): 597-604.
- [21] Kannan S, Slochanal S M R, Subbaraj P, et al. Application of particle swarm optimization technique and its variants to generation expansion planning problem [J]. Electric Power Systems Research, 2004, 70: 203-210.
- [22] 卢志刚,董玉香. 基于改进二进制粒子群算法的配电网故障恢复[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(24): 39-43.
- [23] 许立雄,吕林,刘俊勇. 基于改进粒子群优化算法的配电网重构[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(7): 27-30.
- [24] 胡家声,郭创新,叶彬,等. 离散粒子群优化算法在输电网络扩展规划中的应用[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(20): 31-36.
- [25] Gaing Zwelee. Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints [J]. IEEE Trans Power Syst, 2003, 18: 1 187-1 195.
- [26] Yuan Xiao-hui, Yuan Yan-bin, Wang Cheng, et al. An improved PSO approach for profit-based unit commitment in electricity market [C] // Proceedings of the IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference. Dalian: [s. n.], 2005: 1-4.
- [27] Ting T O, Rao M V C, Loo C K, et al. Solving unit commitment problem using hybrid particle swarm optimization [J]. Journal of Heuristics, 2003, 9: 507-520.
- [28] 刘涌,侯志俭,蒋传文. 求解机组组合问题的改进离散粒子群算法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(4): 35-39.
- [29] 郭文忠,陈国龙, Xiong Naixue, 等. 求解 VLSI 电路划分问题的混合粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2011, 22(5): 833-842.
- [30] Peng Shao-jun, Chen Guo-long, Guo Wen-zhong. A multi-objective algorithm based on discrete PSO for VLSI partitioning problem [C] // The 2nd International Conference on Quantitative Logic and Soft Computing. Jimei [s. n.], 2010: 651-660.
- [31] Sun Tsung-ying, Hsieh Sheng-ta, Wang Hsiang-min, et al. Floorplanning based on particle swarm optimization [C] // 2006 IEEE Computer Society Annual Symposium on VLSI. Karlsruhe [s. n.], 2006: 7-11.
- [32] Chen Guo-long, Guo Wen-zhong, Chen Yu-zhong. A PSO-based intelligent decision algorithm for VLSI floorplanning [J]. Soft Computing, 2010, 14(12): 1 329-1 337.
- [33] Dong Chen, Wang Gao-feng, Chen Zhen-yi, et al. A VLSI routing algorithm based on improved DPSO [C] // IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. Shainghai [s. n.], 2009: 802-805.
- [34] 刘耿耿,王小溪,陈国龙,等. 求解 VLSI 布线问题的离散粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(10): 197-201.
- [35] Kulkarni R V, Venayagamoorthy G K. Particle swarm optimization in wireless-sensor networks: a brief survey [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part C: Applications and Reviews, 2011: 262-267.
- [36] You Bing-yu, Chen Guo-long, Guo Wen-zhong. A discrete PSO-based fault-tolerant topology control scheme in wireless sensor networks [C] // Proceedings of the 5th International Conference on Advances in Computation and Intelligence. Wuhan [s. n.], 2010: 1-12.
- [37] 陈国龙,郭文忠,陈羽中. 无线传感器网络任务分配动态联盟模型与算法研究[J]. 通信学报, 2009, 30(11): 48-55.
- [38] Guo Wen-zhong, Xiong Nai-xue, Vasilakos A Z, et al. Multi-source temporal data aggregation in wireless sensor networks [J]. Journal of Wireless Personal Communications, 2011, 56(3): 359-370.
- [39] Correa E S, Freitas A A, Johnson C G. A new discrete particle swarm algorithm applied to attribute selection in a bioinformatics data set [C] // Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York: ACM, 2006: 35-42.
- [40] 乔立岩,彭喜元,彭宇. 基于微粒群算法和支持向量机的特征子集选择方法[J]. 电子学报, 2006, 34(3): 496-498.
- [41] 陈仕涛,陈国龙,郭文忠,等. 基于粒子群优化和领域约简的入侵检测日志数据特征选择[J]. 计算机研究与发展,

- 2010 ,47( 7) : 1 261 – 1 267.
- [42] Xiao Xiang , Dow E R , Eberhart R , *et al.* A hybrid self – organizing maps and particle swarm optimization approach [J]. *Concurrency and Computation – Practice & Experience* , 2004 , 16: 895 – 915.
- [43] Cohen S C M , Castro L N. Data clustering with particle swarms [C] // *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Vancouver [s. n. ] , 2006: 1 792 – 1 798.
- [44] Lu Yan – ping , Wang Sheng – rui , Li Shao – zi , *et al.* Particle swarm optimizer for variable weighting in clustering high – dimensional data [J]. *Machine Learning* , 2011 , 82: 43 – 70.
- [45] Du Ji – xiang , Huang De – shuang , Zhang Jun , *et al.* Shape matching using fuzzy discrete particle swarm optimization [C] // *Swarm Intelligence Symposium , Proceedings 2005 IEEE*. 2005: 405 – 408.
- [46] Wachowiak M P , Smolikova R , Zheng Yu – feng , *et al.* An approach to multimodal biomedical image registration utilizing particle swarm optimization [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation* , 2004 , 8: 289 – 301.
- [47] 杨延西 , 刘丁 , 辛菁. 基于混沌粒子群优化的图像相关匹配算法研究 [J]. *电子与信息学报* , 2008 , 30( 3) : 529 – 533.
- [48] 刘羿彤 , 付梦印. 基于快速二维熵与 PSO 算法的红外图像分割 [J]. *模式识别与人工智能* , 2008 , 21( 2) : 155 – 159.
- [49] 沈林成 , 霍霄华 , 牛铁峰. 离散粒子群优化算法研究现状综述 [J]. *系统工程与电子技术* 2008 , 30( 10) : 1 986 – 1 990.
- [50] 吴启迪 , 汪镭. 智能微粒群算法研究及应用 [M]. 南京: 江苏教育出版社 , 2005.
- [51] 王凌 , 刘波. 微粒群优化与调度算法 [M]. 北京: 清华大学出版社 , 2008.
- [52] 崔志华 , 曾建潮. 微粒群优化算法 [M]. 北京: 科学出版社 , 2011.

( 责任编辑: 杨青)

## 《福州大学学报(自然科学版)》编辑部被评为 2011 年中国高校科技期刊优秀团队

教育部科技司(教技司[2011]331号)于2011年9月26日公布了2011年中国高校科技期刊优秀团队评选结果,我部光荣入选。在本次评比中,全国共有50个高校科技期刊编辑部入选,我部是福建省唯一荣获2011年中国高校科技期刊优秀团队称号的编辑部。

(编辑部)