

# 粒子群优化技术的研究与应用进展

苏守宝<sup>1,2</sup>, 汪继文<sup>1</sup>, 方杰<sup>1,2</sup>

(1. 安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230039;

2. 皖西学院 计算机科学与技术系, 安徽 六安 237012)

**摘要:**粒子群优化(PSO)算法是一种新兴的基于群智能搜索的优化技术,它是通过粒子追随个体最优解和群体最优解来完成优化,且算法简单、易实现、参数少,具有较强的全局优化能力,可有效应用于科学与工程实践中。文中综述了 PSO 各种改进技术、研究热点问题及其应用进展情况并指出了 PSO 的发展趋势及未来研究方向。

**关键词:**粒子群优化;群智能;演化计算

中图分类号:TP18;TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2007)05-0249-05

## Overview Applications and Research on Particle Swarm Optimization Algorithm

SU Shou-bao<sup>1,2</sup>, WANG Ji-wen<sup>1</sup>, FANG Jie<sup>1,2</sup>

(1. School of Computer Science & Technology, Anhui University, Hefei 230039, China;

2. Department of Computer Science & Technology, West Anhui University, Lu'an 237012, China)

**Abstract:** Particle swarm optimization (PSO) is a new optimization technique based on swarm intelligent search that completes the optimization through following the personal best solution of each particle and the global best value of the whole swarm. PSO with better global optimization capability can be easily implemented with simple algorithm and few parameters need. It has been successfully applied in science and engineering practice. In this paper, the basic principles of PSO and its various improved algorithms are introduced at length, research hot issues and the application fields are analyzed and some future research directions about PSO are discussed.

**Key words:** particle swarm optimization; swarm intelligence; evolutionary computation

## 0 引言

20世纪90年代初,产生了复杂适应系统(Complex Adaptive System, CAS)理论及模拟自然生物群体行为的优化技术,这种对社会型生物系统的模拟,由于个体之间以及个体与环境之间交互而使群体所表现出来的智能称为“群智能(swarm intelligence)”。目前基于群智能的算法有蚁群算法、文化算法、鱼群算法和粒子群优化算法等<sup>[1-3]</sup>。Dorigo 等从生物进化的机理中受到启发,通过模拟蚂蚁的寻径行为,提出了蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACA);Kennedy 和 Eberhart 于1995年提出了粒子群优化算法(Particle Swarm Op-

timization, PSO),算法模拟鸟群飞行觅食的行为,通过个体之间的集体协作和竞争来实现全局搜索。同其它进化算法相比,它也是基于群体迭代,但没有交叉、变异算子,群体在解空间中追随最优粒子进行搜索。PSO的优势在于简单且易于实现、参数少,具有较强的全局优化能力,可有效解决离散及组合优化问题,在函数优化、神经网络训练、工业系统优化和模糊系统控制等领域得到了较为广泛的应用<sup>[2-4]</sup>。

## 1 粒子群优化算法

### 1.1 基本 PSO 算法

PSO初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。每次迭代,粒子通过跟踪2个“极值”即粒子本身所找到的最优解 pBest 和群体找到的最优解 gBest 来更新自己。每个粒子都能记住自己搜索到的最好解  $p_{id}$ ,以及整个粒子群经历过的最好的位置,即目前搜索到的最优解  $p_{gd}$ 。每个粒子都有一个速度  $V_{id}$ :

$$V_{id}(t+1) = \omega * V_{id}(t) + c_1 \text{rand}() (p_{id}(t) - x_{id}(t))$$

收稿日期:2006-07-10

基金项目:安徽高校省级自然科学研究重点资助项目(KJ2007A087);安徽高校省级自然科学研究资助项目(2006KJ046B, 2005KJ095)

作者简介:苏守宝(1965-),男,安徽六安人,博士研究生,副教授,研究方向为智能计算、软件工程、CAPP等;汪继文,博士,教授,博士生导师,研究方向为智能计算。



$$+ c_2 \text{rand}() (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (2)$$

其中  $V_{id}$  表示第  $i$  个粒子在第  $d$  维上的速度,  $\omega$  为惯性权重,  $c_1$ 、 $c_2$  为调节  $p_{id}$  和  $p_{gd}$  相对重要性的参数,  $\text{rand}()$  为随机数生成函数, 依据式(2)可以得到粒子移动的下一位置  $x_{id}$ 。

PSO 的基本算法步骤描述如下:

s1 初始化粒子群, 即随机设定各粒子的初始位置和初始速度;

s2 计算每个粒子的适应值;

s3 对每个粒子, 比较它的适应值和它经历过的最好位置的适应值, 若更好, 更新当前最好位置  $p_{id}$ ;

s4 对每个粒子, 比较它的适应值和群体所经历的最好位置的适应值, 若更好, 更新全局最好位置  $p_{gd}$ ;

s5 根据式(1)和式(2)进化粒子速度和位置;

s6 如果达到结束条件(足够好的位置或最大迭代次数), 则结束, 否则转 s2。

## 1.2 离散 PSO 算法

基本 PSO 是用于实值连续空间的优化方法, 然而许多实际问题是组合优化问题, 因此 Kennedy 等又提出了一种离散形式的 PSO<sup>[5]</sup>。在二进制空间中, 粒子的飞行是通过翻转位值实现的, 而粒子的速度描述了每次迭代改变的位数, 或某粒子在  $t$  和  $t+1$  时刻的取值之间的 Hamming 距离。离散二进制 PSO 的速度和位置更新等式为:

$$\text{if}(\text{rand2}() < S(V_{id})) \ x_{id} = 1 \ \text{else} \ x_{id} = 0 \quad (3)$$

其中,  $S(V_{id}) = 1/(1 + \exp(-V_{id}))$  为 sigmoid 函数,  $\text{rand}x()$  为  $[0, 1]$  之间的随机数。速度分量  $V_{id}$  决定了位置分量  $x_{id}$  取 1 或 0 的概率,  $V_{id}$  越大, 则  $x_{id}$  取 1 的概率越大。在离散形式中, 仍保留了  $V_{\max}$ , 它起限制  $x_{id}$  取 1 或 0 的最终概率的作用。实验结果显示, 在大多数测试函数中, 二进制 PSO 都比遗传算法速度快, 尤其在问题的维数增加时。

## 2 对 PSO 算法的改进

### 2.1 参数的改进与优化

基本 PSO 的参数是固定的, 在对某些函数优化上的精度较差, 通过对参数的改进或给出的某些约束后, 性能得到了一定提高<sup>[6~14]</sup>。Bergh 通过使粒子群中的最佳粒子 gBest 始终处于运动状态, 得到了保证收敛到局部最优的 GCPSO, 但其性能并不佳。Shi 提出惯性因子  $\omega$  线性递减的改进算法, 使算法在搜索初期有着较大探索能力, 而在后期又能得到较精确的结果, 一定程度上提高了算法性能。2001 年 Shi 又提出了自适应模糊调节  $\omega$  的 PSO, 在对单峰函数的处理中取得了

良好的效果, 但无法推广。Al-kazemi 所提出的 Multi-Phase PSO 在粒子群中随机选取部分个体向 gBest 飞, 而其他个体向反方向飞, 以扩大搜索空间 Lvbjerg 在粒子群每次迭代后, 按几率在粒子间交换各维, 通过交叉来生成更优秀的粒子, 算法对某些多峰函数效果较好。Higashi 等人分别提出了自己的变异 PSO 算法, 基本思路均是希望通过引入变异算子跳出局部极值点的吸引, 从而提高算法的全局搜索能力, 得到较高的搜索成功率。赫然等分析了变异操作对 PSO 的影响, 针对收敛速度慢、容易陷入局部极小等缺点, 结合生物界中物种发现生存密度过大时会自动分家迁移的习性, 给出了一种自适应逃逸微粒群算法<sup>[15]</sup>, 并证明了它依概率收敛到全局最优解。算法中的逃逸行为是一种简化的确定变异操作, 当微粒飞行速度过小时, 通过逃逸运动使微粒能够有效地进行全局和局部搜索, 减弱了随机变异操作带来的不稳定性, 对部分典型复杂函数优化的进行仿真实验中, 算法不仅具有更快的收敛速度, 而且能更有效地进行全局搜索。

### 2.2 基于惯性权值和加速因子(inertia weight and acceleration factor)的改进

粒子群优化算法以种群行为而不是适者生存原则来激励粒子的运动。每个潜在解与粒子运行速度相联系, 该速度不停地根据粒子经验以及粒子邻居们的经验来调整大小、方向, 总是希望粒子能朝着更好的方向发展。在搜索过程中, 全局搜索能力与局部搜索能力的平衡关系对于算法的成功起着至关重要的作用<sup>[16~18]</sup>。Shi 和 Eberhart 研究了惯性权值对优化性能的影响, 发现较大的值有利于跳出局部极小点, 而较小的值有利于算法收敛, 提出了一种是根据算法迭代次数使惯性权值线性递减的方法。算法在初期使用较大惯性权值, 具有较强全局搜索能力, 后期则使用较小惯性权值, 提高局部搜索能力。文献[3]中提出了使用模糊控制系统自适应调整惯性权值和针对动态优化问题的随机惯性权值等方法, 这些改进算法虽然提高了收敛速度并且在单峰问题上取得了更高的性能, 但在解决多峰值函数问题时, 容易陷入局部最优且实现也比较困难。

从粒子的速度更新公式来看, 第一部分表示了粒子当前速度对粒子飞行的影响, 这部分提供了粒子在搜索空间飞行的动力。第二部分是所谓的“个体认知”部分, 代表了粒子的个人经验, 促使粒子朝着自身所经历过的最好位置移动。第三部分是所谓“群体认知”部分, 代表了群体经验对粒子飞行轨迹的影响, 促使粒子朝着群体发现的最好位置移动。

加速因子  $c_1$  和  $c_2$  决定了粒子本身经验信息和其



他粒子的经验信息对粒子运行轨迹的影响,反映了粒子群之间的信息交流。设置较大  $c_1$  的值,会使粒子过多地在局部范围徘徊,相反,较大的  $c_2$  值会促使粒子过早收敛到局部最小值。Shi 和 Eberhart 建议,为了平衡随机因素的作用,一般情况下设置  $c_1 = c_2 = 2$ 。大部分算法都采用这个建议,不过在其它文献中也有不同的取值。但是一般  $c_1$  等于  $c_2$ ,并且范围在 0 和 4 之间。

### 2.3 种群拓扑结构(swarm topology structure)

潘峰等分析了 PSO 的三种粒子模型(Gbest, Pbest, Common 模型)的运动特性,Gbest 模型和 Pbest 在没有信息获取时,粒子搜索空间非常有限且易于陷入停滞。单信息条件下可能的最大搜索空间由两部分组成:一是群体最优粒子同 Pbest 粒子在搜索空间中构成的超立方体;二是同粒子速度向量合成的搜索空间。在减少 Lipschitz 条件约束时,Common 模型渐进稳定的充分条件,给出加速因子的取值方法,将算法中惯性因子的取值范围扩大到  $(-1, 1)$ ,并从物理上进行了解释,粒子总是反方向运动进行搜索。

基本局部版 PSO 每个粒子左右两边的粒子都是它的邻居,实际上这是应用了环形拓扑。拓扑结构影响算法的性能且最佳的拓扑形式因问题而定。如对有很多局部最优的函数,轮形拓扑邻域算法能得到最好的结果,Kennedy 推测,这是由于较慢的信息流动;而对于单峰函数,星形拓扑邻域算法可以产生较好的结果,因为它有较快的信息流动(这里的拓扑都是在粒子序号空间下的拓扑)。种群拓扑结构常见有 5 种模式:

- 1)全局(gbest):种群中所有个体相互通信;
- 2)局部(lbest):种群中相邻个体之间通信;
- 3)4类(four clusters):整个粒子群中有 4 个类组成,各个类内部相互完全通信,类间通信较少;
- 4)金字塔(pyramid):三角形线框的金字塔结构;
- 5)冯诺以曼(Von Neumann):四方网格,顶点相连形成环面。

### 2.4 混合 PSO 与协同 PSO(hybrid PSO and cooperative PSO)算法

高鹰等人则引入免疫机制的概念,提高粒子群的多样性和自我调节能力,以增强粒子的全局搜索能力。Baskar, Bergh 等人各自提出了自己的协同 PSO 算法,通过使用多群粒子分别优化问题的不同维、多群粒子协同优化等办法来对基本算法进行改进尝试,还有量子 PSO、模拟退火 PSO、耗散 PSO、自适应 PSO 等混合改进算法,也有采取 PSO 与基于梯度的优化方法相结合的办法,这些方法都在一定程度上能够克服传统 PSO 方法中的不足,增强了粒子群的优化能力、改善了解的质量与收敛稳定性,降低了计算复杂性<sup>[12-17]</sup>。

文献[19]提出了一种协同 PSO,该方法是将  $n$  维向量分到  $n$  个粒子群中,每个粒子群优化一维向量,评价适应值时将分量合成一个完整向量。例如针对第  $j$  个粒子群,除第  $j$  个分量外,其他  $n-1$  个分量都设为最好值,不断用第  $j$  个粒子群中的粒子替换第  $j$  个分量,得到第  $j$  维的最好值,其他维相同。为将有联系的分量划分在一个群,可将  $n$  维向量分到  $k$  个粒子群来优化,称这种算法为 CPSO-S<sub>k</sub>,它在某些问题上有更快的收敛速度,但该算法容易被欺骗,而 GCPSO 可以保证收敛到局部最优解,因此将这两种方法结合拥有两者的优点,取得了较好的效果。

Beasley 等提出的最初使用在遗传算法中的序列生境技术可以系统地访问每一个全局极值。其思想是在找到每一个极值后,都用下降函数来自适应地改变适应值函数,如此算法就不会再回到该极值。虽然将 SNT 引入 PSO 会带来诸如参数选择、引入更多局部极值等问题,但是该法能够枚举所有全局极值,在多目标优化问题上还是很有意义的。

王向军等在分析导致进化规划算法早熟原因的基础上,提出了一种新的双群进化规划算法<sup>[20]</sup>。在该算法中,进化在两个不同的子群间并行进行,通过使用不同的变异策略,实现种群在解空间具有尽可能分散的探索能力的同时在局部具有尽可能细致的搜索能力。通过子群重组实现子群间的信息交换,还从理论上分析了算法具有较好的性能。

### 2.5 粒子行为分析和收敛性分析

目前采用代数方法、解析方法对几种典型的 PSO 算法的运行轨迹进行了分析<sup>[3,21]</sup>。

张丽平等采用基于离散时间线性系统理论,给出了保证收敛性的参数选择范围并导出简化 PSO 算法的收敛条件。Van den Bergh F. 引用 Solis 和 Wets 关于随机性算法的收敛准则,证明了标准 PSO 算法不能收敛于全局最优解,甚至于局部最优解,也证明了保证收敛的 PSO 算法能够收敛于局部最优解,而不能保证收敛于全局最优解。苏守宝等用一致序列收敛的佳点集理论改造了 PSO 模型<sup>[9]</sup>,提出了全新的佳点集粒子群优化算法(GPSO)并给出算法的全局收敛性证明。佳点集粒子群优化算法克服了传统 PSO 的精度低、易发散、易早熟等严重缺点,具有结构简单、精度高、收敛快的优点。

### 2.6 空间邻域与社会趋同(spatial neighborhoods and social stereotyping)

基本的局部版 PSO 中粒子的邻域是基于粒子序号划分的。Suganthan 提出了基于粒子的空间位置划分的方案。在迭代中,计算每一个粒子与群中其他粒



子的距离,记录任何2个粒子间的最大距离为  $d_{\max}$ 。对每一粒子按照  $\|X_a - X_b\|/d_{\max}$  计算比值,其中  $\|X_a - X_b\|$  是当前粒子  $a$  到粒子  $b$  的距离。而选择阈值  $e$  根据迭代次数而变化。当另一粒子  $b$  满足  $\|X_a - X_b\|/d_{\max} < \text{阈值 } e$  时,则  $b$  成为当前粒子的邻域。所有满足该条件的粒子组成  $N_i'$ ,其他同原局部版 PSO。应用改进的邻域规则,且采用时变  $\omega$  的 PSO 在绝大多数测试中都取得了比全局版 PSO 更优良的性能。

Kenney 提出了混和空间邻域和环形拓扑方法的另一个局部 PSO 版本,称为社会趋同法。因为生活中人们往往是试图追随一个群体的共同观点,而不是群体中某个人的立场。将该思想应用到 PSO 中,即不用每个粒子的经验而是用它所属空间聚类的共同经验来更新自己。

### 2.7 其他一些改进算法

潘峰等使用了不同连接拓扑的 PSO 进行实验,结果表明,选择一种合适的邻近群拓扑,对算法性能的影响是明显的<sup>[10]</sup>。然而没有一种邻近群拓扑对所有基准函数都是最合适的,具体选择哪一种邻近群拓扑与具体的问题有关。例如,使用信息交流率越高的拓扑(如轮形),算法的收敛速度越快,适用于单峰值分布的函数。继而也相应出现了一些其他的改进算法,如:基于遗传算法思想的改进算法以及基于种群规模的改进算法等,然而这些改进算法需要针对具体问题的特点,根据领域知识对算法参数进行设置,在提高某种性能的同时也为此付出相应的代价,即有些改进算法容易陷入局部最优,特别是在多峰函数的测试中导致容易过早收敛,并且有些算法在某些基准函数提高了优化性能,而在另外基准函数中却恶化了优化性能。这说明单纯对 PSO 算法的参数等问题作一些简单的改进并不能从根本上解决 PSO 自身的缺点。

## 3 PSO 算法的应用

科学研究与工程实践中有一些多目标优化问题(Multi-objective Optimization Problems, MOPs)通常难以处理,实际问题常由多个相互冲突的指标组成,问题的解一般不是单个的最优解,而是一组非劣解,因而采用传统多目标优化方法通常无法解决<sup>[22~25]</sup>。由于 PSO 算法的生命力在于工程应用,为此开拓新的 PSO 算法的应用领域特别是在解决多目标优化问题上是一项很有意义的工作。

### 3.1 神经网络训练

PSO 用于神经网络的训练中,主要包含3个方面:连接权重、网络拓扑结构及传递函数、学习算法。各粒子包含神经网络的所有参数,通过迭代来优化这些参

数,从而达到训练的目的。与 BP 算法相比,使用 PSO 训练神经网络的优点在于不使用梯度信息,可使用一些不可微的传递函数。多数情况下其训练结果优于 BP 算法,而且训练速度非常快。

### 3.2 参数优化

PSO 已广泛应用于各类连续问题和离散问题的参数优化。例如,在模糊控制器的设计、机器人路径规划、信号处理和模式识别等问题上均取得了不错的效果。

### 3.3 组合优化

许多组合优化问题中存在序结构如何表达以及约束条件如何处理等问题,离散二进制版 PSO 不能完全适用。研究者们根据问题的不同,提出了相应问题的粒子表达方式,或通过“+”和“×”算子来解决不同问题。目前,已提出了多种解决 TSP、VRP、网络路由选择以及车间作业调度等问题的方案。

### 3.4 其他应用

除了以上领域外,PSO 在电力系统、集成电路设计、多目标优化、自动目标检测、生物信号识别、智能决策调度、模糊系统辨识、计算机视觉、计算机辅助设计以及游戏训练等方面也取得了一定的成果。

## 4 总结与展望

尽管对 PSO 的研究已取得了一些进展,但算法本身的工作原理、算法内部机理及其数学基础仍未真正建立,算法中位置和速度的构造及参数的设计理论也不成熟、对参数分析尚处于试验水平,缺乏实质性的认识与理论支持,算法实用性还需进一步提高,目前的研究方向主要是:

(1)参数选择与优化。参数  $\omega, c_1, c_2$  的选择分别关系粒子速度的3个部分:惯性部分、社会部分和自身部分在搜索中的作用。如何选择、优化和调整参数,使得算法既能避免早熟又能比较快速地收敛,对工程实践有着重要意义。

(2)粒子群拓扑结构。不同的粒子群邻居拓扑结构是对不同类型社会的模拟,研究不同拓扑结构的适用范围,有利于 PSO 算法的推广和应用。

(3)算法分析与改进。PSO 在实际应用中被证明是有效的,但在算法收敛性、收敛速度估计、算法的运行行为与计算复杂性等的数学理论以及其生物性基础方面,已有的研究工作还很不够。

(4)与其他演化计算的融合。如何将其它演化的优点和 PSO 的优点相结合,构造出有特色有实用价值的混合算法是当前算法改进的一个重要方向。

(5)算法应用与推广。算法的有效性必须在应用



中才能体现,广泛地开拓 PSO 的应用领域,也对深化研究 PSO 算法非常有意义。

参考文献:

[1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C]//Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, IV. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942 - 1948.

[2] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.

[3] 张丽平, 陈德钊. 粒子群优化算法的理论与实践[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.

[4] 汪镭, 康琦, 吴启迪. 群体智能算法总体模式的形式化研究[J]. 信息与控制, 2004, 33(6): 694 - 697.

[5] Van den Bergh F. An Analysis of Particle Swarm Optimizers [D]. South Africa: Department of Computer Science, University of Pretoria, 2002.

[6] Eberhart R C, Shi Y. Guest Editorial Special Issue on Particle Swarm Optimization[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 201 - 203.

[7] Higashi N, Iba H. Particle Swarm Optimization with Gaussian Mutation[C]//Proceedings of the 2003 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2003: 72 - 79.

[8] Mendes R, Kennedy J. The Full Informed Particle Swarm: Simpler, Maybe Better [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 204 - 210.

[9] Shoubo S, Shuho Y V. Particle Swarm Optimization Based on Good Point - Set [C]//International Symposium on Intelligence Computation & Applications. Wuhan, China: [s. n.], 2005.

[10] 潘峰, 陈杰, 甘明刚, 等. 粒子群优化算法模型分析[J]. 自动化学报, 2006, 32(3): 369 - 378.

[11] 窦全胜, 周春光, 马铭. 粒子群优化的两种改进策略[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(5): 897 - 904.

[12] 高鹰, 谢胜利. 免疫粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(6): 4 - 6.

[13] 陈永刚, 杨凤杰, 孙吉贵. 新的粒子群优化算法[J]. 吉林大

学学报, 2006, 24(2): 181 - 184.

[14] Baskar S, Suganthan P N. A Novel Concurrent Particle Swarm Optimization[C]//Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2004: 792 - 796.

[15] 赫然, 王永吉, 王青, 等. 一种改进的自适应逃逸微粒群算法及实验分析[J]. 软件学报, 2005, 16(12): 2036 - 2044.

[16] Arumugam M S, RAO M V C. On the Analysis of the Performances of Particle Swarm Optimization Algorithm with Globally and Locally Tuned Inertia Weight Variants[J]. International Journal of Computational Methods, 2006, 3(1): 97 - 114.

[17] Yi Da, Ge Xiurun. An improved PSO - based ANN with simulated annealing techniques[J]. Neurocomputing, 2005, 63(1 - 4): 527 - 533.

[18] Charles E. Structural reliability assessment based on particles swarm optimization[J]. Structural Safety, 2005, 27(2): 172 - 186.

[19] 李爱国. 多粒子群协同优化算法[J]. 复旦学报, 2004, 43(5): 923 - 925.

[20] 王向军, 向东, 蒋涛, 等. 一种双种群进化规划算法[J]. 计算机学报, 2006, 29(5): 835 - 840.

[21] 夏蔚军, 吴智铭. 基于混合微粒群优化的多目标柔性 Job2Shop 调度[J]. 控制与决策, 2005, 20(2): 137 - 141.

[22] 高海兵, 周驰, 高亮. 广义粒子群优化模型[J]. 计算机学报, 2005, 28(12): 1980 - 1987.

[23] Skokos C H. Particle swarm optimization: an efficient method for tracing periodic orbits in ~~three - dimensional~~ galactic potentials[J]. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 2005, 359(1): 251 - 260.

[24] Hu X, Shi Y, Eberhart R C. Recent Advance in Particle Swarm [C]//Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2004: 90 - 97.

[25] Moore P W, Venayagamoorthy G K. Evolving Digital Circuits Using Hybrid Particle Swarm Optimization and Differential Evolution[J]. International Journal of Neural Systems, 2006, 16(3): 163 - 177.

(上接第 248 页)

[D]. 上海: 上海中医药大学, 2002.

[4] 许家佗. 基于图像处理的舌象分析与识别[D]. 博士后出站报告. 上海: 复旦大学, 2005.

[5] Kohler R. A Segmentation System Based on Thresholding [J]. Computer vision, graphics and image processing, 1981, 15: 319 - 338.

[6] Ostu N. A Threshold Selection Method from Gray Level Histograms[J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62 - 66.

[7] Sahoo P K, Soltani S, Wong A K C. Survey of Thresholding Techniques[J]. Computer Vision, Graphics and Image Pro-

cessing, 1988, 41: 233 - 260.

[8] Gonzales R C, Woods R E. Digital Image Processing SE[M]. [s. l.]: Prentice Hall, 2003.

[9] 孙扬. 一种基于分裂 - 合并方法的中医舌像区域分割算法及其实现[J]. 中国图像图形学报, 2003(12): 1395 - 1399.

[10] 陈昱. 基于临床 CT 数据的虚拟肝脏及手术计划系统关键技术研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2006.

[11] Ibanez L, Schroeder W, Ng L, et al. The ITK Software Guide [C/OL]. the Insight Software Consortium. 2005 - 02 - 04. <http://www.itk.org/>.