

一种基于混合量子行为 粒子群优化算法的图像配准方法^{*}

谢振平^a, 孙俊^b

(江南大学 a. 数字媒体学院; b. 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对多模医学图像配准的高精度要求,以最大化互信息图像配准方法为基础,提出了一种基于混合量子行为的粒子群优化(HQPSO)算法的多模医学图像配准新方法。实验结果表明,在多模医学图像配准应用中,新算法的实际性能不仅优于传统的Powell算法和PSO算法,也比QPSO算法有一定的优势。上述结论为医疗图像诊断分析提供了一种新的有效方法。

关键词: 图像配准; 互信息; 量子行为的粒子群优化(QPSO)算法; Powell法; 混合算法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)10-3972-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.10.099

New medical image registration method using hybrid QPSO

XIE Zhen-ping^a, SUN Jun^b

(a. School of Digital Media, b. School of Internet of Things, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

Abstract: In order to acquire the more high accuracy of multimodality medical image registration required by practical applications, this paper proposed HQPSO algorithm. Accordingly, it presented a novel medical image registration method by means of maximizing the mutual information between two images. The experimental results demonstrate that the performance of new algorithm is more effective than Powell, PSO and QPSO. Thus, the new algorithm provides a more valuable way for the medical image registration strongly desired in the medical diagnosis.

Key words: image registration; mutual information; quantum-behaved particle swarm optimization; Powell algorithm; hybrid algorithm

0 引言

医学影像学期望利用信息融合技术将多种医学图像融合,在一幅图像上同时表达来自不同医学图像的多方面信息,从而更加直观地提供人体解剖、生理及病理等信息。通常,不同的成像模式对人体同一解剖位置得到的图像信息具有很强的互补性,临床上希望能对这些不同的图像信息进行整合,以便提供更全面的诊断信息。称实现这种同一对象不同角度的医学成像信息间的融合为医学图像配准。

医学图像配准是指对于一幅医学图像寻求一种(或一系列)与之互补的医学图像间的在空间位置上的一致对应关系^[1,2]。医学图像配准中,这种一致性反映了人体上同一解剖点在两张匹配图像上的空间位置对应。从数学变换的角度,在二维空间中表现为二维变换,在三维空间中表现为三维变换。进行图像配准的过程实际上就是寻求两幅待配图像间的一一映射的过程。它需要将不同图像中对应于空间同一位置的点通过某种几何变换(如旋转和平移)使其在空间中严格对齐。实际配准的结果应使两幅图像上所有的解剖点或至少是所有具有诊断意义的点及手术感兴趣的点都达到匹配。

本文研究基于最大互信息的医学图像配准方法,提出一种混合量子行为的粒子群优化(hybrid quantum-behaved particle

swarm optimization, HQPSO)算法,最大化两幅待配准图像的互信息,从而求出空间参数,达到图像精确配准的目的。

1 最大互信息的图像配准

1.1 医学图像配准

医学图像的配准一般包括特征提取、图像几何变换、相似性度量、优化策略(算法)等几个部分。特征提取指提取待配准图像中的特征参考点,通常根据参考图像采取某种标志方法获取,主要方法有特征点法、特征曲面或曲线法和基于像素的方法等。图像几何变换是图像配准的基础变换,医学图像配准中常采用刚体变换模型。对于刚体变换,物体内部任意两点间的距离在变换前后都保持不变。人体的很多组织如骨头、大脑等都可以近似为刚体。这样,对于在不同时间或不同条件下获取的两幅图像A、B进行配准,即是寻找一个映射关系T,使得A上的每一个点在B上都有唯一的点与之相对应,并且这两点应对应同一解剖位置,即 $T: p_A \rightarrow p_B \Leftrightarrow T(p_A) = p_B$ 。其中, $p_A = [x_A, y_A, z_A]^T$ 、 $p_B = [x_B, y_B, z_B]^T$ 分别表示两幅图像A、B上同一解剖位置的点;映射关系T表现为一组连续的空间变换。

在将空间变换近似为刚体变换之后,通过六个空间变换参数就可确定两幅图像之间的空间位置关系。其变换过程包括旋转和平移,可用六个参数 $t_x, t_y, t_z, \alpha, \beta, \gamma$ 来描述。进一步,

收稿日期: 2012-03-26; 修回日期: 2012-04-30 基金项目: 2011年度江南大学自主科研计划资助项目(JUSRP11125)

作者简介: 谢振平(1979-),男,副教授,博士,主要研究方向为计算智能及图像处理(xiezhenping@yahoo.com.cn);孙俊(1973-),男,副教授,博士,主要研究方向为进化计算。

变换过程可用矩阵形式定量地描述如下:

$$\begin{bmatrix} p_B \\ 1 \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} p_A \\ 1 \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ z_B \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \beta \cos \gamma & \cos \alpha \sin \gamma + \sin \alpha \sin \beta \cos \gamma & t_x \\ -\cos \beta \sin \gamma & \cos \alpha \cos \gamma - \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma & t_y \\ \sin \beta & -\sin \alpha \cos \beta & t_z \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_A \\ y_A \\ z_A \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

1.2 互信息

互信息(mutual information)是香农信息论中的一个基本概念,由信息论中的另外一个基础理论“信息熵”引申而来。它主要用于度量两个事件集合之间的相关性,或者是在一个事件中包含的另一个事件的信息的多少。用互信息作为图像配准的相似性度量始于 1995 年,随后 Studholme 等人对其做了进一步的研究,并引出了基于互信息相似性度量的其他配准方法,如归一化互信息和熵的互相关性度量等,从而使基于互信息配准方法成为最有效和鲁棒性最强的回溯性图像配准度量方法之一。在文献[3~6]中,互信息(MI)都被用做多模医学图像配准的相似性度量标准。

两幅图像 A 和 B 的互信息 $MI(A, B)$ 可定义如下:

$$MI(A, B) = \sum_a \sum_b P_{AB}(a, b) \log \frac{P_{AB}(a, b)}{P_A(a) \times P_B(b)} \quad (2)$$

其中: $P_A(a)$ 、 $P_B(b)$ 表示 A 和 B 的边缘概率分布, $P_{AB}(a, b)$ 是它们的联合概率。如果 A 和 B 相互独立,即 $P_{AB}(a, b) = P_A(a) \times P_B(b)$, 则 $MI(A, B) = 0$ 。这表明,如果图像 A 和 B 相互独立,那么图像 B 就不能提供任何关于图像 A 的信息。对于待配准的两幅图像,可以认为它们是关于图像灰度的两个随机变量集 A 和 B , a 和 b 是两幅图像中相关体素的灰度值, a 和 b 通过坐标变换相关联。它们的概率分布 $P_A(a)$ 、 $P_B(b)$ 和 $P_{AB}(a, b)$ 可以分别通过归一化各自的直方图和联合直方图而得到。当两幅图像达到配准位置时,其互信息达到最大值。结合熵的定义, $MI(A, B)$ 等价于如下的形式:

$$MI(A, B) = H(A) - H(A|B) \quad (3)$$

或

$$MI(A, B) = H(B) - H(B|A) \quad (4)$$

或

$$MI(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (5)$$

其中: $H(A)$ 和 $H(B)$ 分别为 A 和 B 的熵; $H(A, B)$ 表它们的联合熵; $H(A|B)$ 和 $H(B|A)$ 分别表示给定 B 的情况下 A 的条件熵和给定 A 的情况下 B 的条件熵。其中有

$$H(A) = - \sum_a P_A(a) \log P_A(a) \quad (6)$$

$$H(B) = - \sum_b P_B(b) \log P_B(b) \quad (7)$$

$$H(A|B) = - \sum_a \sum_b P_{AB}(a, b) \log P_{AB}(a|b) \quad (8)$$

$$H(A, B) = - \sum_a \sum_b P_{AB}(a, b) \log P_{AB}(a, b) \quad (9)$$

1.3 最大互信息图像配准

用最大互信息法进行图像配准具有多项优点^[5,6]: a) 人工干预少,只依赖于图像本身的信息,不需要任何假设或先验医学知识,也不需要图像进行特征点提取、组织分类等预处理,是一种自动而有效的配准算法; b) 精度高,可以达到亚像素级水平; c) 最大互信息法可靠性高,对图像中的几何失真不敏

感; d) 最大互信息法不依赖于成像设备,可应用于多模医疗图像配准。

2 基于混合量子行为粒子群优化算法(HQPSO)的图像配准

2.1 QPSO 算法

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是基于种群的随机优化算法。与其他进化算法一样,它不要求目标函数具有可微、可导、连续等性质。且算法实现简单,需要手工调节的参数也较少。然而,基本 PSO 算法收敛速度较慢,对实际问题很难找到令人满意的解。针对基本 PSO 算法的这一缺点,有两种重要的改进方法,即引入惯性权重(inertia weight)的 PSO 算法^[7]和收缩因子(constriction factor)的 PSO 算法^[8]。目前,这两个版本的 PSO 算法是其他 PSO 改进算法的基础。Sun 等人^[9,10]基于 Clerc 等人^[11]对 PSO 算法的轨道分析研究,提出了量子行为粒子群优化(quantum particle swarm optimization, QPSO)算法^[9,10]。对于具有 M 个粒子、在 N 维空间中搜索的 QPSO 算法,粒子 $i(1 \leq i \leq M)$ 的每一维位有一个 δ 势阱以吸引粒子在吸引子 $p_{i,j}(t)$ 附近运动,其坐标为

$$p_{i,j}(t) = \frac{c_1 r_{1,i,j}(t) P_{i,j}(t) + c_2 r_{2,i,j}(t) G_j(t)}{c_1 r_{1,i,j}(t) + c_2 r_{2,i,j}(t)} \quad 1 \leq j \leq N \quad (10)$$

或

$$p_{i,j}(t) = \varphi_{i,j}(t) \times P_{i,j}(t) + [1 - \varphi_{i,j}(t)] \times G_j(t) \quad (11)$$

其中

$$\varphi_{i,j}(t) = \frac{c_1 r_{1,i,j}(t)}{c_1 r_{1,i,j}(t) + c_2 r_{2,i,j}(t)}$$

实际上当 $c_1 = c_2$ 时, $\varphi_{i,j}(t)$ 本身就是一个 $(0, 1)$ 区间上均匀分布的随机数,即 $\varphi_{i,j}(t) \sim U(0, 1)$ 。这时式(10)写成

$$p_{i,j}(t) = \varphi_{i,j}(t) \times P_{i,j}(t) + [1 - \varphi_{i,j}(t)] \times G_j(t) \quad (12)$$

$$\varphi_{i,j}(t) \sim U(0, 1)$$

假定每个粒子具有量子行为,为了使粒子具有聚集性并最终收敛到局部吸引子,粒子必须处于束缚态。求解相应的薛定谔方程可得到束缚态条件下的归一化波函数,并应用蒙特卡罗法得到粒子 i 的第 j 维的坐标基本更新方程:

$$X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \frac{L_{i,j}(t)}{2} \ln[1/u_{i,j}(t)], u_{i,j}(t) \sim U(0, 1) \quad (13)$$

为了确定 $L_{i,j}(t)$ 的取值,引入了平均最好位置(mean best position),记为 $c(t)$ 。它定义为所有粒子个体最好位置的平均,即

$$C(t) = (C_1(t), C_2(t), \dots, C_n(t)) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i(t) = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,1}(t), \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,2}(t), \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i,N}(t) \right) \quad (14)$$

$L_{i,j}(t)$ 通过以下公式来评价

$$L_{i,j}(t) = 2\alpha |C_j(t) - X_{i,j}(t)| \quad (15)$$

于是粒子的进化公式变为

$$X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \alpha |C_j(t) - X_{i,j}(t)| \ln[1/u_{i,j}(t)] \quad (16)$$

$$u_{i,j}(t) \sim U(0, 1)$$

其中: α 称为收缩扩张系数(contraction-expansion coefficient, CE coefficient),它是算法除群体规模和迭代次数以外的唯一控制参数。

2.2 HQPSO 算法

为了进一步提高 QPSO 算法的搜索能力,特别是提高算法的粒子群多样性以增强其全局收敛性,本文提出一种混合 QPSO 算法,即 HQPSO 算法。该算法在 QPSO 算法基础上,引入微分进化算子对粒子的位置进行变异操作。具体方法是:在每一迭代步,粒子群中的每个粒子先以 QPSO 算法的位置更新公式更新粒子的每一维,然后以一定的变异概率 p_m 对粒子的每一维进行如下微分进化操作:

$$X_{i,j}(t) = X_{i,j}^0(t) + f_m [X_{b,o}(t) - X_{c,p}(t)] \quad (17)$$

其中: $X_{i,j}^0(t)$ 是第 t 迭代步粒子 i 根据 QPSO 算法的迭代式(12)更新后的位置向量的第 j 维坐标; $X_{i,j}(t)$ 是进行微分变异后位置坐标; b 和 c 是从指标集合 $\{1, 2, \dots, m\}$ 中等概率地随机选择出的两个整数; o 和 p 是从指标集合 $\{1, 2, \dots, n\}$ 中等概率地随机选择的整数; $X_{b,o}(t)$ 和 $X_{c,p}(t)$ 分别表示从粒子群中随机选择出的两个粒子的位置向量; f_m 称为变异因子,它控制微分变异中对粒子位置扰动的程度。

可以看出,式(17)所采用的微分变异算子与微分进化(differential evolution, DE)算法的变异是不同的。在 DE 算法中,被选择的粒子的整个位置向量用于变异,而 HQPSO 算法中的微分变异实质是随机选着两个位置坐标用于变异。这种微分变异有以下优点:a) 由于对粒子位置的每一维进行操作,可以在很大程度上增加粒子群的多样性,尤其是在搜索过程的后半期,这种粒子群多样化操作可以使粒子有效地避免早熟收敛;b) 由于变异的步长由粒子群中其他粒子的位置坐标决定,使得粒子不能离开整个粒子群太远而降低粒子群的收敛速度,因此这种变异操作能在增强算法全局搜索能力的同时不过分削弱其局部搜索能力;c) 由于是对粒子的每一维单独进行变异操作,可以使粒子的位置得到其他粒子某一维较好的信息,使粒子群有可能较快地找到更好的解。

基于上述变异操作,在 QPSO 算法中引入一种改进的微分进化操作,形成如下的混合量子行为粒子群优化(HQPSO)算法。

- 令 $t=0$, 初始化粒子群中每个粒子的当前位置 $X_i(0)$, 并置个体最好位置 $P_i(0) = X_i(0)$;
- 令 $t=t+1$, 根据式(14)计算粒子群的平均最好位置 $c(t)$, 并令 $G(t) = G(t-1)$;
- 对于粒子群中的每一个粒子 $i(1 \leq i \leq M)$, 执行步骤 d) ~ g);
- 计算粒子 i 当前位置 $X_i(t)$ 的适应值 $f[X_i(t)]$, 并更新粒子的个体最好位置: 若 $f[X_i(t)] < f[P_i(t-1)]$, 则 $P_i(t) = X_i(t)$; 否则, $P_i(t) = P_i(t-1)$;
- 更新全局最优位置: 若 $f[P_i(t)] < f[G(t)]$, 则置 $G(t) = P_i(t)$;
- 对粒子 i 的每一维, 根据式(11)计算得到当前局部吸引子的坐标 $p_{i,j}(t)$;
- 根据式(16)更新粒子 i 的位置;
- 以一定的变异概率 p_m , 根据式(17)对粒子 i 的每一维进行微分变异操作;
- 若算法的终止条件不满足, 转步骤 b);
- 结束。

2.3 基于 HQPSO 的图像配准

根据前面给出的 HQPSO 算法, 结合最大化互信息图像配准过程, 给出如下的图像配准新算法:

- 粒子群初始化, 在由 X, Y, Z 轴平移度和绕 X, Y, Z 轴旋转角度构成的解空间(参数空间)中随机选取一个点 T , 并在以 T 为中心的空

间内以均匀分布的方式随机初始化一个粒子群;

- 使用 HQPSO 算法获得一组最优解 T' ;

c) 利用互信息计算公式求 T, T' 位置的互信息值(配准目标函数值 I 和 I'), 如果 $I < I'$ 或当前迭代步为第一轮搜索, 则转步骤 d); 否则转步骤 f);

- 将 T' 作为初始点, 继续进行迭代优化, 得到 T 附近的极值 T'' ;

e) 令 $T = T''$ 作为新一轮搜索中的初始最优点, 重新初始化粒子群, 转步骤 b);

- 输出当前最优解 T' 及相应的互信息函数值 I' , 算法结束。

3 实验仿真

实验中所有使用的资料均从美国田纳西州纳什维尔范德比尔特大学回顾性图像配准的评价(RIRE)项目数据库中获得。本实验中这名病人的数据集 ID 为 008, 使用六个 CT-MR 图像对和六个 PET-MR 图像对进行测试, 所有 CT 图像和 PET 图像将配准到座位参考图像的磁共振图像。该图像属性如表 1 所示。

表 1 实验图像属性

	rows	columns	slices	pixel size	slice thickness
CT	512	512	29	0.653 595	4
PET	128	128	15	2.590 723	8
MR-PD	256	256	26	1.250 000	4
MR-T2	256	256	26	1.250 000	4
MR-PD	256	256	26	1.263 903	4.102 400

在 RIRE 项目中提供的标准转换参数下得到的实验结果如图 1 所示。图中所有的距离单位均为毫米。在六个 CT-MR 图像对配准中, $\sqrt{1.25^2 + 1.25^2 + 4.0^2} \approx 4.373(\text{mm})$ 用于衡量是否达到亚像素精度的标准, 而 $\sqrt{2.590723^2 + 2.590723^2 + 8.0^2} \approx 8.799(\text{mm})$ 是在六个 PET-MR 图像对配准中衡量是否达到亚像素精度的标准。

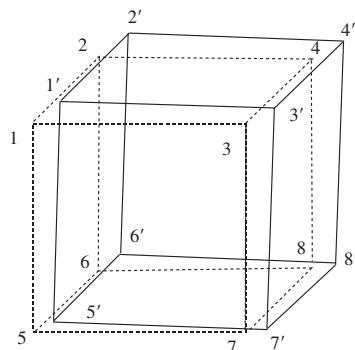


图 1 标准转换的误差测算

临床医学成像中, 常常伴随各种噪音, 这可能导致配准算法限于局部最优点。也就是说, 在实际临床环境中使用的配准方法应该具有极高的鲁棒性。为了模拟真实的医学图像, 添加均值为 0、方差为 0.001 的高斯噪声于原有的 RIRE 项目数据中。配准过程中的转换仅限于六参数刚体类型转换(3 平移和 3 旋转)。实验中分别采用 Powell 算法、PSO 算法、QPSO 算法和 HQPSO 算法进行图像配准。在 PSO 中, 加速系数 $c_1 = c_2 = 2.0$, 惯性权重从 0.9 线性减小至 0.4。QPSO 中 α 的值设为从 1.0 线性递减到 0.5。HQPSO 算法中, $p_m = 0.2$, 变异因子 f_m 为在 $(-1, 1)$ 区间上均匀分布的随机数, 其他参数设置与 QPSO 算法一致。以上三个算法的最大迭代次数为 2 000, 群体规模为 20, 每个算法运行 50 次, 记录平均配准误差与方差, 如表 2 所示, 其中以粗体显示了每组实验的最优结果。

表2 各算法的平均值和标准差

		Powell	PSO	QPSO	HQPSO
CT-PD	Mean	3. 8070	6. 6526	4. 3393	3. 7783
	St. Dev.	0	2. 1038	1. 5296	0. 6272
CT_PD_r	Mean	227. 0322	5. 6223	5. 6095	4. 0594
	St. Dev.	0	0. 0157	0. 0121	1. 2415
CT-T1	Mean	2. 69636	3. 7189	3. 6861	2. 8373
	St. Dev.	0	1. 9408	2. 0359	1. 2854
CT-T1_r	Mean	147. 29511	30. 7214	13. 5595	8. 2916
	St. Dev.	0	0. 0135	2. 2463	1. 3277
CT-T2	Mean	3. 72182	4. 3630	4. 0219	3. 8994
	St. Dev.	0	1. 2853	1. 3800	0. 0106
CT_T2_r	Mean	6. 51213	8. 3525	4. 7299	3. 8167
	St. Dev.	0	1. 9230	2. 0571	0. 2175
PET-PD	Mean	7. 32626	8. 1082	8. 0929	7. 8737
	St. Dev.	0	2. 0311	1. 1988	1. 5073
PET-PD_r	Mean	12. 84138	15. 3906	8. 0327	7. 3224
	St. Dev.	0	1. 8210	1. 9853	1. 2946
PET-T1	Mean	36. 83191	11. 852	10. 3944	8. 0165
	St. Dev.	0	2. 1301	2. 2507	1. 7396
PET-T1_r	Mean	47. 79181	17. 7823	8. 2901	7. 8337
	St. Dev.	0	1. 1095	2. 3838	1. 2436
PET-T2	Mean	7. 10214	9. 7373	8. 4396	7. 6573
	St. Dev.	0	0. 8264	1. 2884	1. 2062
PET-T2_r	Mean	4. 41907	8. 9753	6. 4027	4. 2884
	St. Dev.	0	1. 2933	1. 5352	0. 3945

从表 2 可以看出,局部优化算法 Powell 在处理含噪声的图像配准问题时,很容易走极端,即要么误配准,要么配准精度非常高。12 组配准实验中有 50% 不满足亚像素要求,而其余 50% 的搜索精度则非常好,这说明 Powell 算法对初始点的依赖很强。当初始点远离全局最优点时,Powell 算法极易陷入局部最优;而当初始点在全局最优位置附近时,Powell 算法就能很快、很好地找到全局最优点。在 12 组多模配准中,以 PSO 作为优化算法时仅有三组符合亚像素要求,其余九组配准结果都比较差。QPSO 作为优化算法时,符合亚像素要求的概率上升至 66. 67%,但是方差较大,说明稳定性不够。而 HQPSO 不仅具有最高的亚像素配准概率(91. 67%),而且其方差小于 PSO 及 QPSO 算法,证明了其良好的稳定性。

另外从配准的耗时上看,12 组多模配准的平均耗时 Powell 算法最短,只需 40 s 左右;而 PSO、QPSO 和 HQPSO 耗时都比较长,将近 20 min。

4 结束语

本文在 QPSO 的基础上提出了一种混合量子粒子群优化算法,并应用于基于最大化互信息的医学图像配准中。从实验结果中可以明显地看出,HQPSO 算法与 Powell 算法、PSO 算法以及 QPSO 算法相比具有一定的优势,使用 HQPSO 算法能获得更好的配准结果。

参考文献:

[1] 孙滕. 多模态医学图像配准研究与实现[D]. 兰州:兰州交通大学,2011.

[2] 沈小卫,何明一. 一种基于混合优化算法的医学图像配准方法[J]. 计算机应用研究,2010,27(8):3159-3161.

[3] COLLIGNON A,MAES F,DELAERE D,*et al.* Automated multi- modality image registration using information theory[C]//Proc of Information Processing in Medical Imaging. Dordrecht: Kluwer,1995:263-274.

[4] WELLS W M,VIOLA P,ATSUMI H,*et al.* Multi-modal volume registration by maximization of mutual information[J]. *Medical Image Analysis*,1996, 1(1):35-51.

[5] MAES F,COLLIGNON A, Van Der MEULEN D,*et al.* Multi-modality image registration by maximization of mutual information[J]. *IEEE Trans on Medical Imaging*,1997,16(2):187-198.

[6] VIOLA P A. Alignment by maximization of mutual information[D]. [S. l.]:Massachusetts Institute of Technology,1995.

[7] SHI Y,EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C]//Proc of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. New York:IEEE Press,1998:69-73.

[8] CLERC M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]//Proc of Congress on Evolutionary Computation. New York:IEEE Press,1999:191-195.

[9] SUN J, FENG B, XU W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior [C]//Proc of Congress on Evolutionary Computation. New York:IEEE Press,2004:325-331.

[10] SUN J, XU W B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. New York:IEEE Press,2004:111-116.

[11] CLERC M,KENNEDY J. The particle swarm: explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*,2002,6(1):58-73.