一种求解武器目标分配问题的量子粒子群算法

刘爽英 韩 燮
（中北大学电子与计算机科学技术学院 太原 030051）

摘 要 为了提高武器目标分配(WTA)问题的求解效率和性能,提出一种求解武器目标分配问题的改进的量子粒子群优化算法。首先根据粒子聚集度来判断早熟停滞,利用慢变函数克服早熟收敛,同时保持种群多样性;其次以分配武器迎击全部目标的失败概率最小为目标,构建多种类型武器目标分配问题模型。仿真实验表明,提出的算法能快速给出WTA问题的最优或近优分配方案;该算法能有效地解决武器目标分配问题。

关键词 基于量子行为的粒子群优化算法(QPSO),粒子聚集度,慢变函数,武器目标分配(WTA)
中图法分类号 TP301.6 **文献标识码** A

Quantum-behaved Particle Swarm Algorithm on Weapon Target Assignment

LIU Shuang-ying HAN Xie
(College of Computer Science and Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract In order to improve the solving efficiency and performance of weapon target assignment (WTA), this paper put forward a kind of improved quantum-behaved particle swarm optimization algorithm for solving WTA. First, based on the particle aggregation premature stagnation was judged. Then a slowly varying function was used to overcome premature convergence while keeping the population diversity. Secondly, a multiple weapons target assignment was built to meet the target of the minimum failure probability in allocating weapons and shooting all targets. Simulation results indicate that the new algorithm can get the optimal or suboptimal solution to WTA problems, effectively solve WTA problems.

Keywords Quantum-behaved particle swarm optimization, Particle aggregation, Slowly varying function, Weapon target assignment

武器-目标分配(WTA)问题是现代战争中一个十分重要的问题,其解空间随着武器数目和目标总数的增加呈指数级增加,是多参数多约束的离散NP完全问题。目前多采用各种进化算法来求解WTA问题;例如:贪心遗传算法[1]、蚁群算法[2]、多群协同PSO优化算法[3]等。然而各种进化算法都不可避免地存在着早熟停滞现象,导致求解效率降低。

针对以往解决WTA问题算法存在的缺陷,本文提出了一种求解武器目标分配问题的改进的量子粒子群优化算法。新算法根据粒子聚集度来判断早熟停滞,利用慢变函数克服早熟收敛并保持种群多样性,较大地提升了算法的收敛速度和计算精度;同时,针对现代战争经常是多种类型兵器联合作战的特点,构建多种类型武器目标分配问题数学模型,并尝试将改进的QPSO算法应用于武器目标分配中,用实例验证了方法的可行性及有效性。

1 PSO与QPSO

1.1 基本的粒子群算法

在粒子群算法中,搜索空间中每个“粒子”的状态代表优化问题的一个解。通过被优化的函数来确定每个粒子的适应度值(fitness value),粒子的速度能够决定其飞行的方向和距离。粒子的状态依据本身及其他粒子的飞行经验进行动态调整,也就是通过跟踪个体最好位置 *pbest* 和全局最好位置 *gbest* 来不断更新自身。

在PSO算法计算过程中,首先生成一个任意的初始种群,然后赋予每个粒子一个随机速度,并根据式(1)、式(2)来不断更新粒子的速度和位置[4]。

$$v_{id}(t+1)=w*v_{id}(t)+c_1\varphi_1*(p_{id}(t)-x_{id}(t))+c_2\varphi_2*(p_{gd}(t)-x_{id}(t)) \quad (1)$$

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

式中,w 表示惯性因子,v_{id} 表示粒子的速度,c_1、c_2 是学习因子,φ_1、φ_2 为介于(0,1)之间的随机数,x_{id} 表示粒子当前位置,p_{id} 表示粒子当前最优位置,p_{gd} 表示种群当前最优位置,即全局最佳值[5]。

1.2 基于量子行为的PSO算法

为了提高粒子的全局收敛性,2004年江南大学孙俊等人有效利用量子力学理论,同时将量子进化算法引入到微粒群算法中,提出具有量子行为的粒子群算法(QPSO)[6]。QPSO算法以DELTA势阱为基础,将粒子认作具有量子行为的个

到稿日期:2012-04-17 返修日期:2012-08-11 本文受山西省2012年科学技术发展计划(20120321032)资助。
刘爽英(1972－),女,硕士,副教授,主要研究方向为计算机应用、智能优化算法,E-mail:liushuangying@nuc.edu.cn;韩 燮(1964－),女,博士,教授,主要研究方向为知识发现、智能算法。

体。因为粒子在量子空间中满足聚集态的性质是完全不同的，所以粒子的移动不是确定的轨迹，这使得粒子能够在整个可行解空间中进行探索，寻找全局最优解，因此具有量子行为的粒子群算法的全局搜索能力大大优于经典的 PSO 算法。粒子的速度和位置在量子空间中是不能同时确定的，所以借助波函数来描述粒子的状态，并通过求解薛定谔方程得到粒子在空间某一点出现的概率密度函数，使用 Monte Carlo 随机模拟方式得到粒子的位置方程为：

$$X(t)=P\pm\frac{L}{2}\ln\left[\frac{1}{u}\right]$$

式中，u 是服从在[0,1]上均匀分布的随机数；L 值由式 $L(t+1)=2b|mbest-X(t)|$ 确定。最后得到 QPSO 算法的进化方程为：

$$P=\alpha * Pbest(i)+(1-\alpha) * Gbest \tag{3}$$

$$mbest=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}Pbest(i) \tag{4}$$

$$b=1.0-generation/\max generation * 0.5 \tag{5}$$

$$position=P\pm b * |mbest-position| * \ln(1/\mu) \tag{6}$$

式中，$Pbest(i)$ 表示第 i 次迭代时粒子的最佳位置，$Gbest$ 表示第 i 次迭代时群体的全局最佳位置，P 为 $Pbest(i)$ 和 $Gbest$ 中间的一个随机位置。$mbest$ 为粒子群 $Pbest$ 的中间位置，也就是平均值；b 为惯性权值，是 QPSO 算法收敛的一个重要参数，在 $QPSO$ 收敛过程中线性减小；α、μ 为 0 至 1 之间的随机数，当 μ 的值大于 0.5，式(4)取加，否则取减；$generation$ 表示当前进化代数，max$generation$ 表示规定的最大进化代数[7]。

2 具有量子行为的粒子群改进算法描述

2.1 根据粒子聚集度判断早熟停滞

设 $f(Gbest(i))$ 是粒子群第 i 次迭代的全局最佳位置适应度值，$f(Gbest(i))$ 总是优于每个粒子第 i 次迭代的最佳位置适应度值 $f(Pbest(i))$。定义全体粒子第 i 次迭代的最佳位置适应度值 $f(Pbest(i))$ 的平均值为

$$Fa=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}f(Pbest(i)) \tag{7}$$

在极大值的寻优过程中，$f(Gbest(i))\geqslant Fa$，进而定义粒子聚集度为

$$gd=Fa\ /\ f(Gbest(i)) \tag{8}$$

显然，$0<gd\leqslant1$，gd 反映出所有粒子第 i 次迭代的聚集情况，同时也能说明种群的多样性情况。gd 值增大，粒子群聚集程度也增大，粒子种群多样性就减小。gd 的值为 1 时，粒子群中的所有粒子具有同一性特征，这种情况算法会陷入局部最优，结果不容易跳出局部最优解。

2.2 利用慢变函数克服早熟收敛

本文利用粒子聚集度 gd 值来判断是否早熟停滞，利用慢变函数使粒子克服早熟。gd 值越大，粒子群聚集程度也越大，粒子种群多样性丧失。gd 的值为 1 时，粒子群中的所有粒子具有同一性特征。如果此时算法陷入局部最优，则结果不容易跳出局部极值点。在位置更新公式中引入慢变函数的扰动，可增强局部搜索能力，有助于提高解的精度，适用于粒子中后期保持种群多样性。

$$position=P\pm b * |mbest-position| * \ln(1/\mu)+L(x) \tag{9}$$

因为没有增加(或减小)速度最快的慢变函数，也没有摆动(或振荡)速度最快的慢变函数[8]，所以本文采用 $L(x)=(\lg x)^{\beta}$ 形式慢变函数，其中 $\beta\in R$。

3 求解武器目标分配问题的改进的量子粒子群优化算法

3.1 多种类型武器目标分配问题数学模型

设有 n 个目标；m 种类型武器；V_j 为目标 j 的威胁度；W_i 为可分配给目标的 i 类型武器数量；p_{ij} 为 i 类型的一个武器对目标 j 的杀伤概率；x_{ij} 为给目标 j 分配 i 类型武器的数量，目标 j 最多可分配武器数量为 N_j。WTA 问题是要确定分配给各目标的各类武器数量以使所有目标的总期望生存值最小，这个问题可形式化为

$$\begin{aligned}&\text{minimize } \sum_{j=1}^{n}V_j\Big(\prod_{i=1}^{m}q_{ij}^{x_{ij}}\Big)\\&\text{s. t. } \sum_{j=1}^{n}x_{ij}\leqslant W_i,i=1,2,\cdots,m\\&\qquad \sum_{i=1}^{m}x_{ij}\leqslant N_j,j=1,2,\cdots,n\end{aligned} \tag{10}$$

$x_{ij}\geqslant0$ 且为整数，$i=1,2,\cdots,m,j=1,2,\cdots,n$

式中，$q_{ij}=1-p_{ij}$，即目标 j 受到一 i 类型武器打击的生存概率。

3.2 求解多类型武器目标分配问题的算法设计

假设系统有 m 种类型武器，其中第 i 类武器个数是 r_i 个，本文用一个长度为 $r_1+r_2+\cdots+r_m$ 的整数串来表示一个粒子。其中 $p_1,p_2,\cdots,p_{r_1}$ 代表第 1 类的 r_1 个武器的分配方案，$p_{r1+1},p_{r1+2},\cdots,p_{r1+r2}$ 代表第 2 类的 r_2 个武器的分配方案，$p_{r1+r2+\cdots+rm-1+1},p_{r1+r2+\cdots+rm-1+2},p_{r1+r2},\cdots,p_{r1+r2+\cdots+rm-1+rm}$ 代表第 m 类的 r_m 个武器的分配方案。记粒子的维数为 D，即 $D=r_1+r_2+\cdots+r_m$。

本文武器-目标分配问题中，有 n 个目标，因此在粒子编码 $p_1,p_2,\cdots,p_n$ 中，每一维 p_i 的取值为 0 到 n 之间的整数，若 $p_i=0$，则表示 p_i 所对应的武器未分配给任何目标，若 $p_i=j$，则表示 p_i 所对应的武器分配给目标 j。

由编码方法可知，本文需要采用整数形式编码。对式(6)进行取整运算得式(11)。

$$position=(int)\left(P\pm b * |mbest-position| * \ln(1/\mu)\right) \tag{11}$$

量子粒子群算法中粒子当前位置的好坏是通过适应度值进行评价。对应分配武器迎击全部目标的失败概率越小，则适应度越高。相应的适应度函数为：

$$f(p^*)=1/\sum_{j=1}^{n}V_j\Big(\prod_{i=1}^{m}q_{ij}^{x_{ij}}\Big) \tag{12}$$

式中，向量 p^* 代表一个完整的编码方案，求解适应度函数值时，首先对 p^* 进行解码，得到具体分配方案，然后利用式(12)对适应度函数进行求解。

武器目标分配问题算法如下：

步骤 1　对粒子群、粒子个体最优值 $Pbest$、群体最优值 $Gbest$ 进行相应初始化。

步骤 2　根据目标函数式(12)计算所有粒子的适应度；判断算法是否收敛，如果满足收敛，执行步骤 7；否则，执行步骤 3。

步骤 3　根据计算的适应度值，更新每个粒子最优位置 $Pbest(i)$ 和群体最优位置 $Gbest$；同时根据式(3)、式(5)、式(11)更新每个粒子的位置，生成新的粒子群。

(下转第 248 页)

随机性和波动性，本研究利用灰色理论和马尔可夫模型的优点，建立了一种灰色理论和马尔可夫相融合的粮食产量预测模型。仿真实验结果表明，GM 提高了粮食产量的预测精度，本研究提出的研究思路还可以对其它既具有趋势性又有波动性的对象进行模拟和预测。

参 考 文 献

[1] 莫旭. 预测方法在粮食行业的应用[D]. 长春：吉林大学，2004

[2] 丁晨芳. 组合模型分析方法在我国粮食产量预测中的应用[J]. 农业现代化研究，2007，28(1)：101-103

[3] 胡晓丽，袁洪印，彭占武，等. 灰色关联分析在吉林省粮食产量预测中的应用[J]. 农业与技术，2009，29(4)：133-135

[4] 苏博，刘鲁，杨方廷. GM(1，N)灰色系统与 BP 神经网络方法的粮食产量预测比较研究[J]. 中国农业大学学报，2006，11(4)：99-104

[5] 李秀峰，袁鹏，邵骏. 基于 GM 和 BP 网络的年均流量组合预测模型[J]. 东北水利水电，2007(2)：31-34

[6] 李炳军，李秋芳，卢秀霞. 灰色线性回归组合模型在河南省粮食产量预测中的应用[J]. 河南农业科学，2009(10)：44-47

[7] 王秋萍，闫海霞，闫建波. Markov 残差修正的灰色 GM(1，N)模型在粮食产量预测中的应用[J]. 西安理工大学学报，2009，25(3)：347-350

[8] 吕佳良，张振刚. 基于灰色关联指标筛选的 BP 神经网络中长期电力负荷滚动预测马尔可夫残差修正模型研究[J]. 华东电力，2008，36(9)：10-14

[9] 陈子锦，王福亮，陆守香. 灰色预测模型 GM(1，1)的适用性分析及在火灾风险预测中的应用[J]. 中国工程科学，2007，9(5)：91-94

[10] 刘岩，刘芳. 马尔可夫链在人民币汇率预测中的应用[J]. 中国管理信息化，2007，10(3)：68-70

[11] 张蕊，夏乐天. 灰色马尔可夫链模型在降雨预测中的应用[J]. 重庆理工大学学报：自然科学版，2012，26(10)：103-106

(上接第 236 页)

步骤 4　根据式(7)、式(8)计算粒子的聚集度。

步骤 5　如果 gd 的值接近 1 但不满足终止准则，按式(9)通过慢变函数对位置更新公式进行扰动；否则，执行步骤 6。

步骤 6　如果达到设定的终止条件则执行步骤 7；否则转向执行步骤 2。

步骤 7　输出全局最优位置 $Gbest$ 及其适应度值。

4　仿真实验

为了验证本文提出的求解武器-目标分配问题的改进量子粒子群算法性能，在 Intel Pentium Ⅳ 2.0 GHz 的 CPU，4GB 内存，Windows XP 平台上，MATLAB 7.0 环境下进行仿真计算。

假设有 6 个来袭目标，$T_1, T_2, \cdots, T_6$，各目标的威胁度如表 1 所列。4 种类型武器：W_1, W_2, W_3, W_4 的数目为{2，1，2，1}，防御方对每个来袭目标最多可使用 1 个武器。各类武器对各来袭目标的单发杀伤概率如表 2 所列。

表 1　来袭目标威胁性系数

来袭目标	1	2	3	4	5	6
威胁性系数	1.0	0.9	0.7	1.0	0.5	0.8

表 2　各类武器对不同来袭目标的杀伤概率

武器	来袭目标					
	1	2	3	4	5	6
1	0.5	0.7	0.2	0.5	0.8	0.4
2	0.4	0.1	0.8	0.7	0.6	0.9
3	0.1	0.7	0.3	0.7	0.6	0.8
4	0.8	0.3	0.2	0.8	0.2	0.1

读入表 1 、表 2 中的数据。设置最大迭代次数为 200，运行程序，算法在第 38 次迭代后找到最优解，运行结果如表 3 所列。

表 3　改进的量子粒子群算法求解武器目标分配方案

来袭目标编号	1	2	3	4	5	6
武器类型编号	1	2	1	3	4	3

表 3 中的分配方案表示：第 1 种类型的两个武器分别迎击来袭目标 1 和 3，第 2 种类型的武器迎击来袭目标 2，第 3 种类型的两个武器分别迎击来袭目标 4 和 6，第 4 种类型的武器迎击来袭目标 5。

对基本 PSO 算法与本文所提算法重复执行 50 次得出的最优方案的适应度值情况如表 4 所列。

表 4　最优方案的适应值情况

算法	最佳值	最差值	平均值
PSO	1.3851	0.8568	1.1547
本文算法	1.5772	1.0246	1.3661

本文算法最优分配方案的适应度函数值为 1.5772，最佳方案的适应度平均值为 1.3661，与最优值相差 0.2111；而基本 PSO 算法进行同样次数独立实验所得最佳方案的适应度平均值为 1.1547，与最优值相差 0.3304，可明显看出改进的 QPSO 算法性能大大优于基本 PSO 算法。

结束语　本文构建了多种类型武器目标分配问题数学模型，并且提出一种求解武器目标分配问题的改进的量子粒子群算法。新算法根据粒子聚集度来判断早熟停滞，利用慢变函数克服早熟收敛。实验证明，本文提出的算法同经典的粒子群算法比较能更好地提高武器目标分配效率。本文提出的武器目标分配问题算法，还需要在实际的系统中进行测试，在实践中不断完善和改进。

参 考 文 献

[1] 岳海军，许梅生. 贪心遗传算法解决一般武器-目标分配问题[J]. 火力与指挥控制，2009，34(8)：49-55

[2] 苏淼，钱海，王煦法. 基于免疫记忆的蚁群算法的 WTA 问题求解[J]. 计算机工程，2008，34(4)：215-217

[3] 肖嵘，赵成旺，王护利，等. 多群协同 PSO 优化算法的 WTA 问题求解[J]. 计算机仿真，2010，27(9)：12-15

[4] Kennedy J，Eberhart R C. Particle swarm optimization[J]. Institute of Electrical and Electronics Engineers，1995(11)：1942-1948

[5] 李欣然，靳雁霞. 一种求解组卷问题的量子粒子群算法[J]. 计算机系统应用，2012，21(7)：244-248

[6] Sun J，Feng B，Xu W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//Proceedings of 2004 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway. NJ：IEEE Press，2004：325-331

[7] 李欣然，靳雁霞. 量子行为粒子群优化算法在公交调度优化中的应用[J]. 计算机系统应用，2012，21(7)：191-195

[8] 杨义群. 慢变函数的特性[J]. 自然杂志，1982，2：153-154

[9] 吴文欢，张少辉，李巍，等. 分阶段进化的粒子群优化算法[J]. 重庆理工大学学报：自然科学版，2012，26(6)：67-70