

• 网络与通信技术 •

基于量子遗传粒子滤波的 WSN 目标跟踪算法

杨小莹¹, 彭刚², 王涛², 王艳琴¹

(1. 桂林电子科技大学 计算机与控制学院, 广西 桂林 541004;

2. 桂林空军学院 教育技术中心, 广西 桂林 541003)

摘要: 为了解决粒子滤波算法中存在的严重的退化现象, 以及采用常规的重采样方法解决退化问题导致的粒子耗尽问题, 研究了粒子滤波退化现象存在的原因和量子遗传算法具有的的优点, 将量子遗传算法引入粒子滤波, 提出了基于量子遗传粒子滤波的无线传感器网络目标跟踪算法。通过量子遗传算法的编码方式增加粒子集的多样性, 从而缓解了粒子滤波的退化现象并解决了粒子耗尽问题, 而量子的并行性也节省了计算时间, 提高了跟踪的实时性。仿真结果表明了该算法是可行的。

关键词: 无线传感器网络; 目标跟踪; 粒子滤波; 退化问题; 量子遗传算法

中图分类号: TP393 文献标识码: A 文章编号: 1000-7024 (2010) 23-4950-03

Tracking algorithms based on quantum genetic particle filter for WSN

YANG Xiao-ying¹, PENG Gang², WANG Tao², WANG Yan-qin¹

(1. Institute of Computer and Control, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Educational Technology Center, Guilin Air Force Academy, Guilin 541003, China)

Abstract: Degeneracy phenomenon is serious in particle filter algorithm, common re-sampling method can resolve degeneracy phenomenon, but the sample impoverishment is a secondary result. To solve above problem, the causes of Particle filter degradation phenomena and the advantages of quantum genetic algorithm are studied. Tracking algorithms based on quantum genetic particle filter for wireless sensor networks is proposed, in which quantum genetic algorithm is introduced. The diversity of particle sets increase through encoding of the quantum genetic algorithm, thus, the degradation in particle filter is eased and the problem of particle depletion is solved. Quantum parallelism saves the computation time and improved the real-time of tracking. Simulation results show the feasibility of the proposed algorithm.

Key words: wireless sensor networks; target tracking; particle filter; degeneracy phenomenon; quantum genetic algorithm

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSN)目标跟踪模型通常情况下是非线性的, 卡尔曼滤波在解决非线性问题时存在局限性。粒子滤波(particle filter, PF)是一种基于递推计算的序列蒙特卡罗算法, 它采用一组从概率密度函数上随机抽取的并附带相关权值的粒子集来逼近后验概率密度, 从而不受非线性、非高斯问题的限制, 很适合于 WSN 的目标跟踪^[1], 但是粒子滤波算法存在严重的退化现象, 适当选取重要密度函数和进行重采样可消除退化但同时限制了算法并行运行的可能性并导致了粒子的匮乏。因此, 出现了通过其它的方法来解决粒子的退化问题。例如文献[2]提出将遗传算法和重采样结合解决粒子的退化, 文献[3]提出将遗传算法和粒子滤波结合解决粒子的退化, 两种方法都在一定程度上减弱了样本退化现象, 但同时增加了算法运行的时间。

量子遗传算法(quantum genetic algorithm, QGA)^[4]用量子编码表征染色体, 用量子门对叠加态的作用作为进化操作, 能很好地保持种群多样性, 并且由于量子的并行性加快了收敛速度, 节省了计算时间。因此, 本文提出了基于量子遗传粒子滤波(quantum genetic particle filter, QGPF)的 WSN 目标跟踪算法, 将量子遗传算法引入 PF 中以增加样本集的多样性, 从而改善了样本集的退化现象, 同时提高了目标跟踪的能力, 减少了跟踪的时间。实验结果表明该算法具有一定的优越性。

1 粒子滤波算法

粒子滤波是指通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本对概率密度函数 $p(x_k | z_k)$ 进行近似, 以样本均值代替积分运算, 从而获得状态最小方差估计的过程, 这些样本即称为“粒子”。随着粒子数的增加, 粒子的概率密度函数逐渐逼近状态的概率密度函数, 粒子滤波估计便达到了最优贝叶斯估计的

收稿日期: 2009-12-25; 修订日期: 2010-02-23。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60773055)。

作者简介: 杨小莹 (1983—), 女 (壮族), 广西罗城人, 硕士研究生, 研究方向为无线传感器网络; 彭刚 (1968—), 男, 湖南衡阳人, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为无线传感器网络、网络管理等; 王涛 (1962—), 男, 山东淄博人, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为高炮射击学、作战指挥仿真和指挥自动化等; 王艳琴 (1984—), 女, 山西中阳人, 硕士研究生, 研究方向为无线传感器网络。

E-mail: yxiaoying1983@yahoo.cn

效果^[6], 考虑非线性动态时变系统

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{n}_k) \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k —— k 时刻系统的状态向量; \mathbf{z}_k —— 观测输出; \mathbf{v}_k —— 系统噪声, \mathbf{n}_k —— 测量噪声, 过程噪声、测量噪声的概率密度分布一般是已知的, 不一定是零均值高斯白噪声, 过程噪声、测量噪声独立过去和当前状态变量; \mathbf{f} —— 系统的状态转移函数; \mathbf{h} —— 系统的观测函数。

基本粒子滤波算法步骤如下:

(1) 初始化。在 $k=0$ 时刻, 通过初始概率密度分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 进行重要度采样, 得到一个 N 点的粒子集 $\{\mathbf{x}_0^i, \omega_0^i\} (i=1, 2, \dots, N)$ 。

(2) 重要性采样。For $i=1, \dots, N$, 从提议分布 $\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k})$ 提取 N 个粒子。

(3) 更新权值。

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k})} \quad (3)$$

(4) 归一化重要性权值。

$$\tilde{\omega}_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^N \omega_k^i \quad (4)$$

(5) 重采样。根据重要性权重进行重采样得到新粒子, 其权值均为 $1/N$ 。

(6) 状态估计。通过权值与抽取粒子的加权求和得到预估状态

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^i \mathbf{x}_k^i \quad (5)$$

粒子退化是粒子滤波算法中不可避免的现象。重采样减弱了粒子的退化, 但退化仍然存在, 并且重采样还出现了粒子耗尽和限制了算法的并行运行的问题。

2 量子遗传算法

量子遗传算法是一种新发展起来的基于量子计算原理的概率进化算法^[6-7]。利用量子计算的概念和理论, 融合遗传算法(genetic algorithm, GA)能保持很好的种群多样性。它将量子比特的概率幅表示应用于染色体的编码, 使得一条染色体可以表达多个态的叠加并利用量子旋转门和量子非门实现染色体的更新操作, 从而实现种群的优化。

QGA 的种群由采用量子比特编码的量子染色体构成。量子比特是 QGA 中最小的信息单元, 与经典比特不同之处在于它不仅可以处于状态 0 或 1 上, 还可以表示这两者的任一叠加态, 因此 QGA 比 GA 具有更多的多样性。对于包含 n 个个体, 量子染色体长度为 m 的种群表示为 $P(t) = \{p_1^i, p_2^i, p_3^i, \dots, p_m^i\}$, $p_j^i = \begin{bmatrix} \alpha_j^i \\ \beta_j^i \end{bmatrix} (j=1, 2, \dots, m)$ 。其中 p_j^i 为第 t 代的一个个体; α_j 和 β_j 都为复数, 称为概率幅对, 分别表示状态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅, 且满足归一化条件 $\alpha^2 + \beta^2 = 1$; t 为遗传代数。

量子门是 QGA 中最终实现演化操作的执行机构其, 量子遗传算法的关键之一就是构造合适的量子门。根据 QGA 的特点, 选择量子旋转门较为合适。通过量子旋转门来实现量子位的更新, 方法如下

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: 量子旋转门为 $U_i = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \end{bmatrix}$, $(\alpha_i, \beta_i)^T, (\alpha'_i, \beta'_i)^T$ —— 更新前和更新后的染色体中的第 i 个量子比特, θ_i —— 量子门的旋转角, 其大小和方向根据文献[8]的方法调整。

3 基于 QGPF 的 WSN 目标跟踪算法

这种新算法是在解决退化现象的背景下提出的。算法的基本思想是: 把通过 PF 产生的每个粒子看成一个染色体, 利用量子遗传算法优化样本集, 最后得到带权值的最好样本构成的样本集 $\{(\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i), i=1, 2, \dots, N\}$ 。由这 N 个粒子按 $E[\mathbf{X}_k] = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \mathbf{x}_k^i$ 求均值即可得到状态估计。

各传感器节点将测量到的信息通过多跳的方式传送到 Sink 节点, 由 Sink 节点运行 QGPF, 对目标进行定位和跟踪。假设不同传感器节点之间的观测值相互独立。基于量子遗传粒子滤波的 WSN 目标跟踪算法流程如下:

(1) 初始化。

$k=0$; For $i=1, \dots, N$, 通过初始概率密度分布采样 $\mathbf{x}_0^i \sim p(\mathbf{x}_0)$ 得到一个 N 点的粒子集 $\{(\mathbf{x}_0^i, \omega_0^i), i=1, 2, \dots, N\}$ 。// $p(\mathbf{x}_0)$ 为初始概率密度分布

(2) 重要性采样和权值更新。

For $k=1, \dots, K$

收到 M 个独立量测

For $i=1, \dots, N$, 进行

① 重要性采样: 从重要性函数 $\mathbf{x}_k^i \sim p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ 提取 N 个粒子 // 将重要性函数取成前向概率密度函数, 这种方法可以简化粒子滤波器的设计, 减少计算量。

② 权值更新: 评估重要性权值, 根据当前的观测值, 计算每个粒子的权值

$$\omega_k^i = \prod_{j=1}^M p(z_j(k) | \mathbf{x}_k^i) \quad (7)$$

③ 利用上文中的式(3)进行归一化重要性权值。

(3) 量子遗传优化。

量子遗传优化过程如图 1 所示。

图 1 中, $P(t)$ 是由量子编码表征染色体所构成的第 t 代种群

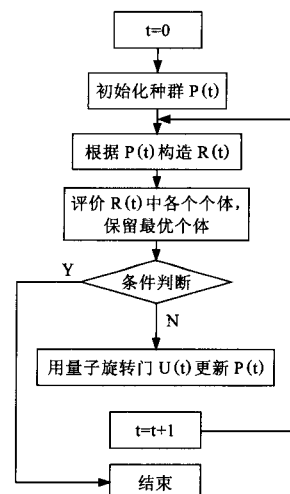


图 1 量子遗传优化流程

群; $R(t)$ 表示第 t 代二进制染色体种群; $U(t)$ 为第 t 代量子旋转门。量子遗传优化具体步骤如下:

① 初始化种群。将经过 PF 重要采样后的样本集中的每个粒子看成一个个体, 对其进行长度为 m 的量子编码表征染色体, 构成初始种群 $P(t)$ 。 $P(t) = \{p_1^t, p_2^t, p_3^t, \dots, p_n^t\}$, N 是种群的大小。令种群中全部染色体的所有基因概率幅对 $(\alpha_i^t, \beta_i^t)^T$ 初始化为 $(1/\sqrt{2}, 1/\sqrt{2})^T$, 表示一个染色体是其全部可能状态等概率的线性叠加。

② 构造 $R(t)$ 。根据 $P(t)$ 中的概率幅取值情况构造 $R(t) = \{a_1^t, a_2^t, \dots, a_n^t\}$, a_j^t 是一个长度为 m 的二进制串。其产生方式为: 产生一个 $[0, 1]$ 上的随机数 r , 如果 $|a_j^t| > r$, 则 a_j^t 取值为 1, 否则取值为 0。

③ 评价粒子。用适应度评价函数评价种群中每个染色体, 并保留此代中的最优个体。本文采用每一个粒子的重要度就是适应度, 即 $f(x_k^i) = \omega_k^i$ 。

④ 算法进入循环。

While(不满足终止条件)do // 本文终止条件设置为最大遗传代数

Begin

$t = t + 1$;

对种群 $P(t)$ 中每个个体实施一次测量, 得到一组状态 $R(t)$;

对每个状态计算其适应度;

依据一定的调整策略, 利用量子旋转门 $U(t)$ 对种群 $P(t)$ 进行更新, 得到子代种群 $P(t+1)$;

记录下最佳个体及其适应度。

End

(4) 输出

经过量子遗传优化过程后, 输出由带权值的最好样本构成的样本集 $\{(x_{0k}^i, \omega_{0k}^i), i=1, 2, \dots, N\}$, 用它可以近似表示后验概率 $p(x_{0k} | z_{1:k})$, 当前 k 时刻状态估计为

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i x_k^i \quad (8)$$

协方差估计为

$$P_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i (x_k^i - \hat{x}_k)(x_k^i - \hat{x}_k)^T \quad (9)$$

4 仿真实验设计及结果分析

4.1 仿真设计

本文只考虑检测区域有一个目标在做匀速直线运动。定义状态变量 $X_k = (X_k, \dot{X}_k, Y_k, \dot{Y}_k)^T$, 其中 (\dot{X}_k, \dot{Y}_k) 和 (X_k, Y_k) 分别为目标 k 时刻的坐标和速度。目标运动状态方程和测量方程如下

$$X_k = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X_{k-1} + \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0.5 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} w_{k-1} \quad (10)$$

$$Z_k = \sqrt{X_k^T Y_k^T + v_k} \quad (11)$$

式中: w_{k-1}, v_k —— 系统噪声和测量噪声, 均为零均值高斯白噪声。协方差分别为 $Q: E[w_k w_k^T] = Q \delta_{k,j}$, $r: E[v_k v_k^T] = r \delta_{k,j}$ 。其中, I_2 是一个 2 行 2 列的单位矩阵, $Q = qI_2$, $q = 0.1^2$, $r = 0.6^2$ 。

取初始状态 $X_0 = (80, 8, 20, 9)^T$, 粒子的初始状态概率密度 $p(X_0) \sim N(\bar{X}_0, P_0)$, $\bar{X}_0 = (81, 8.66, 19.8, 8.9)^T$, $P_0 = \text{diag}(1.5, 1.5, 0.9, 0.03)^T$,

采样间隔 $T=1s$, 粒子数 $N=2000$ 。量子编码长度 $m=9$, 最大遗传代数 $t=5$ 。用 Matlab 7.0 进行 100 次 Monte Carlo 仿真。

4.2 仿真结果分析

仿真结果如图 2 和图 3 所示。图 2 为目标跟踪轨迹比较, 从图中可以看出 PF 和 QGPF 都能较好地逼近目标轨迹。

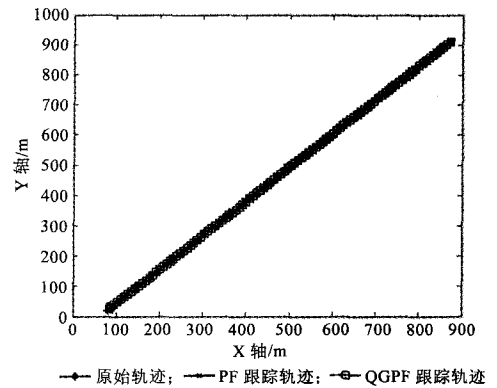


图 2 目标跟踪轨迹比较

跟踪精度是目标跟踪算法中反映跟踪效果好坏的指标, 一般用均方根误差(RMSE)来度量, RMSE 被定义为

$$\text{error}(k) = \sqrt{\frac{1}{C} \sum_{c=1}^C [(x_{k,c} - \hat{x}_{k,c})^2 + (y_{k,c} - \hat{y}_{k,c})^2]} \quad (12)$$

式中: C —— 蒙特卡罗仿真次数, $(x_{k,c}, y_{k,c})$ 、 $(\hat{x}_{k,c}, \hat{y}_{k,c})$ —— k 时刻第 c 次仿真中目标的真实位置和估计位置。图 3 为仿真得到的 RMSE 图。从图中可以看出, PF 算法比 QGPF 算法跟踪精度稍低。因为 QGPF 算法引进了量子遗传算法, 有效地改善了样本的退化现象, 增加了粒子的多样性, 提高了算法跟踪能力。

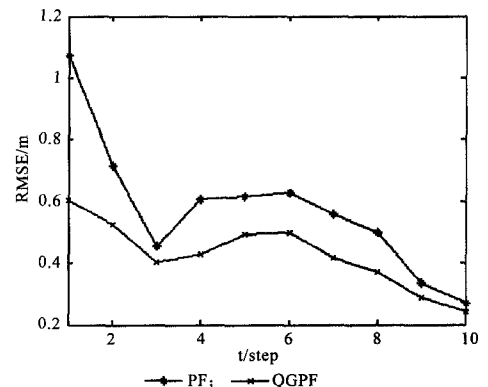


图 3 仿真 100 次得到的 RMSE

PF, QGPF 算法运行时间分别是 151.52s 和 100.23s, 可见 QGPF 算法由于量子的并行性运行节省了运算时间, 提高了跟踪的实时性。

用有效粒子个数 N_{eff} 度量粒子的退化程度。将 N_{eff} 定义为^[9]

$$N_{\text{eff}} = \text{round}(1 / \sum_{i=1}^N (\omega_i)^2) \quad (13)$$

式中: $\text{round}()$ —— 向最近的整数取整的运算。 N_{eff} 越小说明退化越严重。为了验证 QGPF 算法对退化问题的改善程度, 分别对 PF 算法和 QGPF 算法运行 10 次, 取粒子数 $N=50$ 。结果见表 1。

(下转第 5107 页)

差异性越大, κ_p 系数则是越大, 分类器差异越小。

第四步, 根据上表综合考虑, 最终选取 OSU_SVM 和基于 GA 重构方法的神经网络作为两层分类器。

第五步, 用该分类系统对整个数据集进行分析, 得出系统最终分类结果和准确度。为了对比系统的优越性, 分别用两种基分类器和并联式系统训练测试集, 分类结果准确率比较情况如表 3 所示。首先计算出了单独用 OSU_SVM 或基于 GA 重构方法的神经网络对于测试样本集的分类准确度, 然后计算了用这两种方法构成的并联式集成系统的准确度, 最后计算了用本文系统的分类准确率。

表 3 本文系统与基分类器的准确度比较

	OSU_SVM	基于 GA 重构方法的神经网络	并联式集成系统	本文系统
分类准确率	95.33	94.57	96.23	97.62

从表 3 中可以看出, 本文系统对于试验样本集的分类效果有显著提高。两种基分类器对于样本的训练结果不如并联式集成系统, 而本文系统又在并联式集成系统上有所提高。

同时, 实验也存在一些不足之处。首先是预测试样本的选取是随机的, 有可能影响整体的分类效果, 如果随机选取的样本训练效果不理想, 可能导致选择错误的基分类器, 进而影响这个系统的分类准确度, 可以采取的解决方法是多进行几次随机样本选取, 每次都进行基分类器的准确度和差异性度量, 参照每次的结果选用合适的基分类器, 但是这样会造成更大的系统开销; 其次样本的大小也对实验结果有很大影响, 样本太大占用的时间和空间开销都会很大, 样本太小又会严重的影响准确性, 同样可能导致选择错误的基分类器, 所以要选择合适大小的样本, 或者多选几次取平均值。

(上接第 4952 页)

表 1 中 N_{eff1} 和 N_{eff2} 分别表示 PF 算法和 QGPF 算法的最终有效样本数。从表中可以看出, QGPF 算法有效改善了粒子的退化现象。

表 1 两种算法的有效样本数比较

次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均值
N_{eff1}	22	20	20	23	19	20	22	23	21	21	21.1
N_{eff2}	48	47	49	48	49	50	49	50	50	49	48.9

5 结束语

很适合于无线传感器网络目标跟踪的粒子滤波算法存在严重的退化现象, 而量子遗传算法能够很好的保持种群的多样性而且量子的并行运行节省了计算时间。因此, 通过对粒子滤波算法和量子遗传算法的研究, 将量子遗传算引入粒子滤波中, 较好的解决了粒子滤波中的退化问题, 同时量子的并行性运行也提高了跟踪的实时性。通过仿真实验证明, 该算法具有较好的跟踪性能。但是, 粒子滤波算法本身计算量比较大, 而对于能量有限的无线传感器网络, 如何在提高跟踪精度的同时减少能量消耗, 这还需要进一步的研究。

5 结束语

本文首先分析研究了常用集成方法的优缺点和现有分类器差异性度量方法, 然后根据前人的研究成果, 提出了使用尽可能精确且差异性大的基分类器组成一个层级式分类器集成系统, 可获得更加准确的分类结果。系统中通过分别对单个分类器的分类准确度筛选和对多个分类器差异性度量, 选出能提高系统分类效率的基分类器组合, 实验证明, 该方法有效的提高了分类准确率, 比单个分类器有更好的分类效果, 比不加筛选的集成系统提高了分类效率。

参考文献:

[1] 郭红玲,程显毅.多分类器选择集成方法[J].计算机工程与应用, 2009,45(13):186-190.

[2] Kuncheva L I,Whitaker C J.Measures of diversity n classifier ensembles[J].Machine Learning,2003,51(2):181-207.

[3] 陈冰.多分类器集成算法研究(硕士毕业论文)[D].济南:山东师范大学,2009.

[4] 饶雄,高振宇.多分类器联合监督分类方法研究[J].四川测绘, 2006,29(3):14-16.

[5] 杨利英,覃征,王卫红.多分类器融合系统设计与应用[J].计算机工程,2005,31(3):175-177.

[6] 蒋艳凰,杨学军.多层组合分类器研究[J].计算机工程与科学, 2004,26(6):67-69.

[7] 蒋林波,蔡立军,易叶青.一个新的多分类器组合模型[J].计算机工程与应用,2008,44(17):131-134.

[8] 郭红玲.多分类器集成算法研究(硕士毕业论文)[D].镇江:江苏大学,2008.

参考文献:

[1] 黄艳,于海斌.基于粒子滤波的无线传感器网络目标跟踪算法[J].控制与决策,2008,23(12):1389-1394.

[2] 房建成,宁晓琳.月球探测器天文导航的遗传粒子滤波方法[J].北京航空航天大学学报, 2006,32(11):1723-1726.

[3] 王京玲,叶龙,张勤.基于遗传算法的粒子滤波器在目标跟踪中的应用[J].北京广播学院学报(自然科学版),2005,12(2):23-27.

[4] Tien D Kieu.Quantum algorithm for hilbert's tenth problem[J].International Journal of Theoretical Physics,2003,42:1461-1478.

[5] 张琪,胡昌华,乔玉坤.基于权值选择的粒子滤波算法研究[J].控制与决策,2008,23(1):117-120.

[6] 李英华,王宇平.有效的混合量子遗传算法[J].系统工程理论与实践,2006,4(11):116-124.

[7] 杨淑媛,刘芳,焦李.一种基于量子染色体的遗传算法[J].西安电子科技大学学报(自然科学版),2004,31(1):76-81.

[8] 付华,韩爽.基于新量子遗传算法的无线传感器网络感知节点的分布优化[J].传感技术学报, 2008,21(7):1259-1263.

[9] 张琪,王鑫,胡昌华,等.人工免疫粒子滤波算法的研究[J].控制与决策,2008,23(3):293-296.