

# 基于量子进化算法的移动机器人实时路径规划

申晓宁<sup>1</sup> 谢文武<sup>2</sup>

(南京信息工程大学信息与控制学院 南京 210044)<sup>1</sup> (四川大学计算机学院 成都 610065)<sup>2</sup>

**摘要** 提出一种改进的量子进化算法来解决机器人实时路径规划问题。采用栅格法对环境建模,给出一种新型的解码方法将量子个体转换为用栅格点表示的路径。在量子旋转门的基础上,引进遗传算法中的交叉和变异操作以及专门针对路径规划问题设计的修复算子,共同对量子种群进行更新,提升了算法的搜索效率。借助 Matlab 图形用户界面 GUI 实现对机器人实时路径规划过程的模拟,仿真结果表明,所提方法能够在较复杂的环境中规划出可行且长度较短的路径,且当环境中出现新的障碍物或原有障碍物向不同方向移动时,该方法均能及时地响应,重新规划出新的最优路径。

**关键词** 量子进化算法,实时路径规划,栅格法,GUI

**中图分类号** TP18 **文献标识码** A

## Real-time Path Planning for Mobile Robots Based on Quantum Evolutionary Algorithm

SHEN Xiao-ning<sup>1</sup> XIE Wen-wu<sup>2</sup>

(School of Information and Control, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)<sup>1</sup>

(School of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In order to solve the problem of real-time path planning for mobile robots, an improved quantum evolutionary algorithm was proposed. By using the grid method to build the environment model, a novel decoding method which transforms the quantum individual into the path described by grid points was presented. On the basis of the quantum rotation gate, the cross and mutation operator in genetic algorithm and a repair operation specifically designed for the path planning problem were introduced to update the quantum population together, which improved the searching efficiency. With the help of GUI in Matlab, process of the robot real-time path planning was simulated. Simulation results indicate that the proposed method can obtain a feasible and short path in the complex environment. Additionally, when a new obstacle appears suddenly, or the original ones move towards different directions, this method can also response quickly and replan an optimal path in the new environment.

**Keywords** Quantum evolutionary algorithm, Real-time path planning, Grid method, GUI

## 1 引言

研究机器人路径规划的方法主要分为基于环境模型已知和基于环境模型未知两类。对于环境模型已知的静态路径规划问题,当前主要采用全局规划方法并结合相应的算法对路径进行优化,如遗传算法、神经网络和模糊算法等。文献[1]设计了一种并行精英遗传算法来求解自治移动机器人导航中的全局路径规划问题,并采用3次B样条插值法平滑所得路径。文献[2]依据电子海图建立海洋环境的模型,基于遗传算法优化水下自主移动机器人的全局路径;文献[3]提出一种基于蚁群算法的路径规划方法,该方法将概率搜索策略、最近邻居策略和目标引导函数添加到搜索过程中,提高了算法的搜索效率及实时性。而在动态未知环境中,由于环境等因素的局限性,研究起来比较复杂,其正逐渐成为研究的热点。文献

[4]根据机器人与目标点及障碍物的相对位置和速度,采用模糊系统推理人工势场中的引力和斥力,实现机器人在动态环境中的路径规划,克服了其它人工势场方法容易陷入局部最优的缺点;文献[5]提出一种快速近似交叉算法来求解动态环境下的实时巡逻路线规划问题;文献[6]首先使用优化算法初步规划出全局优化路径,然后通过基于滚动窗口的环境探测和碰撞规则,对动态障碍物实施有效的局部碰撞策略,从而使机器人顺利到达目的地,但该方法易出现死锁和振荡。

近年来,一些学者将量子计算与进化算法相结合,提出了量子进化算法(简称QEA)。它的优势主要体现在量子并行计算和量子态矢量叠加方面,同时具有种群规模小、收敛速度快、寻优能力强等优点。文献[7]提出一种基于量子染色体变异的人工势场法和栅格法相融合的路径规划算法,该方法提高了产生初始种群的效率,能完成最优路径的搜索,但它处理

到稿日期:2012-07-10 返修日期:2013-01-18 本文受江苏省高校自然科学基金项目(10KJB510010),空间智能控制技术国家重点实验室项目,南京信息工程大学科研基金(20110393,20090211)资助。

申晓宁(1981-),女,博士,副教授,主要研究方向为演化计算、多目标优化,E-mail:sxnystsy@ sina.com;谢文武(1988-),男,硕士生,主要研究方向为移动机器人动态路径规划方法。

的是静态路径规划问题,未讨论环境不确定的情况。文献[8]基于相角编码的量子粒子群优化算法,规划不同环境中无人驾驶高空作业车的路径。文献[9]采用量子进化算法设计了基于模糊逻辑的足球机器人路径规划器,同时优化了机器人的运动时间、航向和姿态角误差3个目标。本文针对机器人动态路径规划问题对实时性要求高的特点,对量子进化算法的个体解码和种群更新算子进行改进,以提高算法的搜索效率。通过Matlab图形用户界面GUI实现对机器人实时路径规划过程的模拟,仿真结果表明了所提算法的有效性。

## 2 问题描述与环境建模

为简化分析,做如下假设:工作环境为二维空间,移动机器人做匀速运动,机器人的形状、移动速度以及环境中的静态障碍物均为已知,机器人目标点的位置已知且不发生变化。该工作环境中,具有运动的障碍物,或有新障碍物突然出现,它们均可被传感器检测到。要求规划出的路径满足以下条件:

- (1) 路径尽可能短,运行时间尽可能少;
- (2) 与任何障碍物不发生碰撞,最好能保持一定的安全距离。

用尺寸相同的栅格对机器人的工作空间进行划分,栅格大小以机器人能在其中自由运动为限。如图1所示,其中涂黑的栅格为障碍物栅格,白色部分为自由栅格。

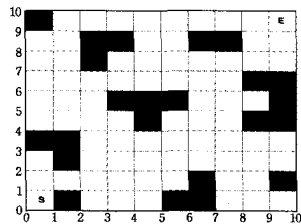


图1 含障碍物的二维工作空间

上述工作空间可采用以下两种方法进行标识<sup>[10]</sup>:

(1) 直角坐标法。建立直角坐标系,规定以栅格左下角为坐标原点(0,0), $x$ 轴方向为水平向右、 $y$ 轴方向为垂直向上,栅格边长与坐标轴单位长度相同,这样每个栅格即可用直角坐标 $(x,y)$ 来唯一标识。

(2) 序号法。如图1所示,从工作空间的左下角开始计数(从零开始),按照从左到右、从下到上的顺序,依次用一个序号标记,这样每个序号就对应一个栅格,且栅格序号是连续的。

本文机器人运动路径采用序号法表示,因为它节约内存,表述简洁,便于对路径进行修复、删除等操作。在评价路径优劣时,将序号转换成坐标形式,因为坐标法更便于表示栅格之间的相对位置、计算它们之间的距离以及检验路径的可行性。

## 3 基于改进量子进化算法的机器人路径规划

### 3.1 量子比特编码

在量子进化算法中,存储信息的最小单位为量子比特或量子位<sup>[11]</sup>,一个量子比特可处于 $|0\rangle$ 态、 $|1\rangle$ 态以及 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态之间的任意叠加态,其状态可表示为:

$$|\Psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (1)$$

式中, $\alpha$ 和 $\beta$ 为概率幅, $|\alpha|^2$ 、 $|\beta|^2$ 表示量子位分别取 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态的概率。

如果一个量子个体含 $s$ 个量子位,则该个体可同时描述 $2^s$ 个不同的状态,用下式表示:

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_s \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_s \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $\alpha_i$ 、 $\beta_i$ 满足归一化条件: $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1, i=1,2,\dots,s$ 。

由上可以看出,量子进化算法采用量子比特的概率幅表示染色体,使得一个染色体可以同时表示多个态的叠加,从而使得该算法拥有比传统进化算法更丰富的种群多样性。在对种群进行观测时,量子染色体将坍塌为一确定状态,这就表明量子个体同时具有探索和开发两种能力。

### 3.2 初始种群的产生

初始种群是量子进化算法计算的起点,它由一定数目(即种群规模)的量子个体组成。由于量子进化算法本身的特殊性,其存储和处理的数据单元为量子比特,故在产生初始种群上又不同于一般方法。本文在对每一条量子染色体初始化时,设它们取‘0’态和‘1’态的概率均为1/2,即每一位都取为

$$\left[ \frac{1}{\sqrt{2}} \quad \frac{1}{\sqrt{2}} \right]^T$$

。在路径规划中,量子染色体的长度与表示机器人工作空间的栅格规模是相关的,例如,在本文中采用的是 $10 \times 10$ 栅格,那么栅格序号就是从0~99,故每一个栅格要用7位量子比特表示,因此量子染色体的长度必须是7的倍数。除此以外,为增加算法的灵活性及适用性,量子染色体的长度是随机产生的,只要它是7的倍数且长度大于或等于7即可。

### 3.3 量子种群的观测

对量子种群的每个个体实施一次观测,便可生成一组二进制状态种群。观测的方法是:随机产生一个位于 $[0,1]$ 之间的数,若它大于概率幅 $|\alpha|^2$ ,则观测结果取值为1,否则取值为0。

### 3.4 个体解码

本文的机器人路径使用序号法表示,用一系列由计算机随机生成的、自由,但不一定连续的栅格序号来连接机器人的起点S和终点E,构成间断无障碍路径。假设起点为0,终点为99,则以下为几条随机生成的路径: $\{0,20,45,75,87,99\}$ , $\{0,11,23,43,54,65,75,85,95,99\}$ 。又因为运动路径的可变性,故专门设置一个向量表示群体中每个个体的长度。

对量子种群进行观测后,可得到确定的二进制个体。由二进制个体产生机器人间断无障碍路径的过程即为本文的解码。解码时,需要将种群中的每个二进制个体截断,每7位二进制位作为一个片段,然后再依次将每个片段转换为对应的十进制栅格序号,解码后新个体的长度为:解码前的个体长度除以7。

由于7位二进制编码可表示的最大十进制数值为127,这就有可能超出栅格序号的上界,故需要将大于99的序号通过某种映射法则映射到正确的序号区间中,本文采取的方法是:若解码生成的序号超出栅格上限99,则将超出的栅格序号减去28即可。若解码后所得的栅格序号包含障碍物栅格,则随机产生自由栅格序号来代替该栅格。当对种群中的所有个体解码完成后,所得的这些个体均由一些自由栅格组成,分别对种群中每一个体的栅格从小到大进行排序,即可得前述的间断无障碍路径。

### 3.5 个体修复算子

由于解码后的个体大多为非连续的不可行路径,为得到

有效的连续路径,使用删除算子和插入算子对路径进行修复。具体的修复策略是:首先对间断无障碍路径使用删除算子删除路径中重复的栅格;然后将插入算子应用于该路径个体。

本文中的插入操作是采用中值法得到候补插入点。当判断出两个栅格不连续时,按下述公式计算插入点<sup>[10]</sup>:

$$\alpha'_k = \text{int} \left[ \frac{1}{2} (x_k + x_{k+1}) \right] \quad (3)$$

$$\beta'_k = \text{int} \left[ \frac{1}{2} (y_k + y_{k+1}) \right]$$

$$p'_k = \alpha'_k + 10 * \beta'_k \quad (4)$$

若计算得到的  $p'_k$  为自由栅格,则可直接插入。若是障碍物栅格,则选择一个与  $p'_k$  距离最近的自由栅格作为新的候补插入点。若找到这个候补插入点,则将其补充到  $p_k$  与  $p_{k+1}$  之间。若找不到,则宣告插补失败;对这一过程进行递归调用,直至该路径变为连续可行路径,或因找不到新的插入点而舍去该路径个体。

### 3.6 个体评价

个体评价函数直接影响算法的计算时间和搜索效率。本文选用路径的总长度最短作为个体评价的依据。设任一路径为:  $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]$ ,  $n \geq 2$ , 则适应度函数可以表述为:

$$f(P) = \min \sum_{i=1}^{n-1} |p_i p_{i+1}| \quad (5)$$

式中,分别  $p_i$  为路径  $P$  通过的栅格序号,且  $p_i$  满足:  $p_i \cap O_k = \emptyset, i=1, 2, \dots, n$ .  $O_k$  为第  $k$  个障碍物所包含的所有栅格集合,  $k=1, 2, \dots, m$ ,  $m$  表示障碍物总数。  $|p_i p_{i+1}|$  为路径中相邻栅格间的直线距离。由于本文路径经过的均为自由栅格,因此该适应度评价函数基本能满足安全性的要求。

在计算出每个个体的适应度之后,需要将其及时更新到当前代为止种群中的最优个体,以作为下一步量子旋转门更新的指导依据。

### 3.7 量子种群更新

#### 3.7.1 量子旋转门

在量子进化算法中,最常用的种群更新方式即为量子旋转门,量子旋转门的调整操作如下所示:

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

式中,  $\begin{pmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{pmatrix}$ ,  $\begin{pmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{pmatrix}$  分别代表调整前后个体中的第  $i$  位置量子比特,  $\Delta\theta_i$  为对应的旋转角,其大小和方向根据事先设计的策略而定。本文采用文献[12]提出的旋转角调整策略,其思想是:若当前染色体某一位的观测值与最优个体相应位的观测值相同,则不旋转;若当前染色体的适应度值大于历史最优适应度值,则也不旋转;仅在当前染色体的适应度值小于历史最优适应度值,且对应量子位的观测值不相等时,才进行旋转。一般  $\Delta\theta_i \in [0.001\pi, 0.05\pi]$ 。

#### 3.7.2 量子染色体的交叉与变异

基本量子进化算法仅依靠算法本身的概率随机性,通过量子旋转门进行种群更新,使得算法的仿生特性有所欠缺,算法容易早熟收敛。在生物群体进化过程中,会存在个体基因的选择、复制、变异等现象,这些对群体进化也有着不可替代的作用。故本文在基本量子进化算法的基础上,引进遗传算法中的交叉和变异操作,以弥补基本量子进化算法的不足。

本文引进的交叉操作为单点交叉,从种群取出两个个体,以交叉概率  $p_c$  决定是否要进行交叉操作,若需要,则随机确定交叉点,然后以交叉点为界,将两个体右半段互换,即可产生两个新的个体。变异算子采用基本位变异,对量子个体编码串中的每一位量子比特,以变异概率  $p_m$  决定是否要作变异运算,若需要,则将该量子位的概率幅值  $\alpha$  和  $\beta$  互换。

## 4 实时路径规划方法

### 4.1 实时路径规划策略

为简化问题,本文所处理的实时路径规划为理想情况下的实时,即在每次量子进化算法的运行期间,各障碍物位置保持不变。假设传感器检测环境信息的结果可直接获取,机器人及动态障碍物均做匀速运动,速度大小、方向可由人为输入。

在起始时刻,机器人位于起点  $O$ ,调用基于量子进化算法的路径规划函数,规划出起始时刻的最优路径。经过一段时间,传感器检测到环境中某障碍物位置发生变化,机器人及时将环境信息更新,然后以机器人当前所处位置作为新的起点,重新调用规划函数,得到从新起点到目标点之间的最优路径,这样不断重复该过程,直至机器人运动到目标点。

#### (1)更新障碍物信息

实时路径规划的实时指机器人运动的环境在不断的变化,而要实现动态环境下进行路径规划,必须及时地获取环境信息,针对新的环境规划出一条最优路径。当运动障碍物的位置发生变化时,原障碍物矩阵规模不变,组成该障碍物的栅格个数也不变,只是此障碍物所占据的栅格序号相应发生改变,因此只需将原矩阵中动态障碍物所在行更新为新的栅格序号即可。

#### (2)更新路径起点

实时获取新环境信息的另一个任务是不断更新机器人的当前位置,因为它是在不断向着目标点运动的。当机器人运动到某栅格时,根据机器人的运动速度、运动时间,以及保存的最优路径信息即可确定机器人的当前位置,即路径规划的新起点。

### 4.2 图形用户界面

为了更直观地展示各参数的作用,同时使机器人路径规划的各项操作变得简单、方便而直观,本文利用 Matlab 图形用户界面 GUI 建立一个完整的机器人路径规划系统,如图 2 所示。这样便实现了用人机交互界面来模拟机器人实时路径规划的过程。

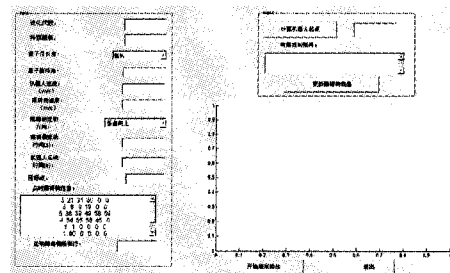


图 2 图形用户界面

人机交互过程可分为如下几个步骤:

1) 由操作者人为输入各参数信息,如进化代数、机器人运

动速度、目标点、运动障碍物所在行等。其中的障碍物信息是直接从 MATLAB 工作空间中导入的。

2) 点击“计算机器人起点”按钮,即可在右边的文本框中看到当前机器人所处的栅格。在初始时刻,由于机器人运动时间为 0,故此时得到的起点也是 0。

3) 点击“开始规划路径”后,计算机在后台运行程序,并在界面的坐标系中显示当前机器人运动的环境以及规划出的最优路径。

4) 选定动态障碍物的运动方向,并输入机器人的运动时间,点击“计算机器人起点”按钮,计算机便可根据保存的最优路径及机器人运动的速度、时间等信息更新规划起点。

5) 单击“更新障碍物信息”按钮,机器人便可根据动态障碍物的速度、运行时间等信息计算出它的当前位置。

6) 再次点击“开始规划路径”按钮,计算机根据更新的障碍物信息与路径起点重新规划路径,并将新的环境及路径显示在新的窗口中,机器人便可按照新的路径进行运动。

当某个障碍物发生运动,或原动态障碍物的运动方向改变,或突然出现一个新的障碍物时,重复上述步骤 4)~6) 即可得到环境变化时的最优路径。

## 5 仿真实验与分析

### 5.1 所提算法运行结果

在 Matlab 7.0 软件中进行仿真研究,设机器人的工作环境为  $10\text{m} \times 10\text{m}$  的栅格平面。

初始时刻,机器人运动的起点  $S$  和终点  $E$  的栅格序号分别是 0 和 99。本文假定机器人和障碍物的运动速度均为  $1\text{m/s}$ ,障碍物的移动方向视外界输入而定。机器人每过  $t=1\text{s}$  检测环境,若发现环境有变,则重新规划,否则按原规划路径继续前进。采用第 3 节的改进量子进化算法规划路径,各控制参数为:种群规模  $n=40$ ,进化代数  $T=50$ ,量子旋转角  $\Delta\theta=0.01\pi$ ,交叉概率  $p_c=0.75$ ,变异概率  $p_m=0.01$ 。图 3~图 6 分别给出了当环境处于不同的状态时,所提算法规划出的机器人路径。

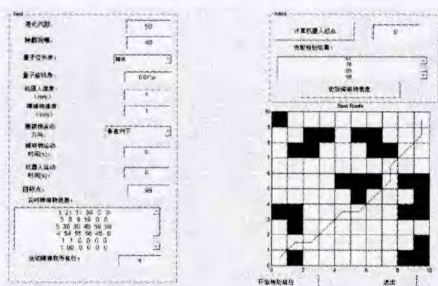


图 3 初始时刻界面运行结果

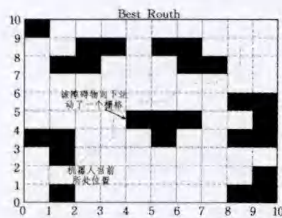


图 4 障碍物向下运动 1s 后,规划的结果

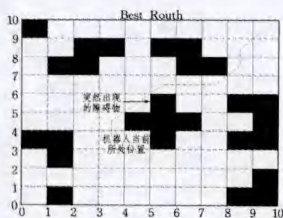


图 5 当有新障碍物突然出现时,规划的结果

初始时刻,设动态障碍物栅格序号为  $\{45, 54, 55, 56\}$ ,运动方向为垂直向下,界面运行结果如图 3 所示。

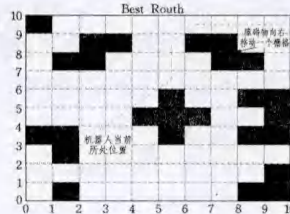


图 6 更改障碍物及其运动方向后,规划的结果

经过 1s 后,动态障碍物栅格序号变为  $\{35, 44, 45, 46\}$ ,机器人所处栅格变为 11,机器人检测到环境发生变化,重新进行路径规划,规划出的新路径如图 4 所示。

经过 2s 后,机器人运动至栅格 33 处,在机器人接收传感器反馈的环境检测信息时,发现栅格 55 处突然有新障碍物出现,针对新的环境信息,机器人重新进行路径规划,规划的新路径如图 5 所示。

改变障碍物信息,此时重新选定动态障碍物,假定运动障碍物栅格变为  $\{76, 77, 85, 86\}$ ,障碍物运动方向改为水平向右,经过 1s 后,机器人重新规划路径如图 6 所示。

仿真结果表明:在较复杂的环境中,本文提出的方法能够有效地规划出满足要求的全局路径;当局部环境发生变化(障碍物位置改变或有新的障碍物出现)时,该方法亦能快速响应,对机器人的运动路径重新做出有效规划。

### 5.2 与其它方法的比较

将本文算法分别与文献[10]中基于遗传算法(GA)、文献[13]中基于蚁群算法(ACO)的路径规划方法,以及未加交叉、变异算子的 QEA(其它算子与所提算法完全相同)进行比较。各算法的参数设置相同(见第 5.1 节),此外,令 ACO 的信息素启发因子  $\alpha=1$ 、自启发因子  $\beta=10$ 、信息素挥发系数  $\rho=0.05$ 、每只蚂蚁释放的信息素总量  $Q=1$ 。每种算法分别运行 30 次,表 1 给出了当第 4.1 节中的环境发生动态变化时,各算法的平均运行时间、30 次规划出的路径的平均适应度、30 次搜索结果中的最优值,以及 30 次搜索中找到已知最短路径的比例。

表 1 所提算法与其它路径规划方法的性能比较

环境	算法性能 规划算法	平均运	平均	最优	搜索到已 知最优解 的比例
		行时间 (s)	适应度 (m)	适应度 (m)	
初始时刻 (图 3 环境)	本文改进型 QEA	10.65	13.8995	13.8995	100%
	未加交叉变异的 QEA	10.36	13.8995	13.8995	100%
	GA	8.09	15.2763	13.8995	20%
	ACO	11.38	13.8995	13.8995	100%
障碍物向下 运动一个栅格 (图 4 环境)	本文改进型 QEA	9.95	12.4853	12.4853	100%
	未加交叉变异的 QEA	9.93	12.4853	12.4853	100%
	GA	8.06	14.4486	12.4853	13.3333%
	ACO	10.78	12.4853	12.4853	100%
某处突然 出现障碍物 (图 5 环境)	本文改进型 QEA	29.62	9.6569	9.6569	100%
	未加交叉变异的 QEA	25.94	10.0771	10.0771	0
	GA	15.75	12.2318	10.6569	0
	ACO	29.71	10.0771	10.0771	0
更改障碍物及 其运动方向 (图 6 环境)	本文改进型 QEA	32.80	9.2426	9.2426	100%
	未加交叉变异的 QEA	32.21	9.2426	9.2426	100%
	GA	23.43	10.7083	10.2426	0
	ACO	34.03	9.2426	9.2426	100%

- [3] Damodaran P, Manjeshwar P K, Srihari K. Minimizing makespan on a batch-processing machine with non-identical job sizes using genetic algorithms[J]. International Journal of Production Economics, 2006, 103(2): 882-891
- [4] 程八一, 陈华平, 王栓狮. 优化差异工件单机批调度问题的改进蚁群算法[J]. 系统仿真学报, 2009(9): 2687-2695
- [5] Chen H, Du B, Huang G Q. Scheduling a batch processing machine with non-identical job sizes: a clustering perspective[J]. International Journal of Production Research, 2011, 49(19): 5755-5778
- [6] Potts C N, Kovalyov M Y. Scheduling with batching: A review

[J]. European Journal of Operational Research, 2000, 120(2): 228-249

- [7] Mathirajan M, Sivakumar A I. A literature review, classification and simple meta-analysis on scheduling of batch processors in semiconductor[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2006, 29(9/10): 990-1001
- [8] Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proceedings of the First European Conference on Artificial Life. 1991
- [9] Dorigo M, Blum C. Ant colony optimization theory: A survey [J]. Theoretical Computer Science, 2005, 344(2/3): 243-278

(上接第 232 页)

由表 1 可见,当环境发生不同类型的动态变化时,本文改进型 QEA 在所有 30 次规划中,均能搜索到最优路径。未加交叉和变异算子的 QEA 及 ACO 在第 3 种环境中,均未能有效地搜索到最优路径,说明交叉和变异算子有助于增强 QEA 的局部搜索能力,同时,ACO 在复杂环境中的全局寻优能力有所欠缺,且 ACO 的整体搜索时间长于本文改进型 QEA。GA 的运行时间在 3 种算法中最短,但它的稳定性较差,在 30 次规划中,每次搜索到的路径差异较大,且当环境发生变化时,GA 难以有效地求得最佳路径。上述结果表明,与其它智能路径规划方法相比,本文改进型 QEA 具有更高的搜索效率、更强的稳定性和鲁棒性。

**结束语** 本文提出一种改进型的量子进化算法以解决机器人动态路径规划问题,利用 Matlab 图形用户界 GUI 建立了一个实时路径规划的监控界面,其与所提算法共同组成一个完整的路径规划系统,使系统的各项操作简单、直观且实用性强。对该系统的多次仿真结果表明,与其它路径规划方法相比,所提算法具有稳定性高、鲁棒性强的特点。当环境中的障碍物发生不同类型的动态变化时,它均能及时反应,重新规划出一条新的最优路径。该算法结合路径规划问题的特点,给出了新型的个体解码方式和路径修复算子,同时引入交叉和变异算子,与量子旋转门共同更新量子种群,这些改进措施均有效地提高了算法的搜索效率。综上所述,本文所设计的系统对于动态环境下的机器人实时路径规划问题具有一定的实用性和有效性。

### 参 考 文 献

- [1] Tsai C C, Huang H C, Chan C K. Parallel elite genetic algorithm and its application to global path planning for autonomous robot navigation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(10): 4813-4821
- [2] Sun Yu, Zhang Ru-bo. Research on global path planning for

AUV based on GA[J]. Advances in Intelligent and Soft Computing, 2012, 125: 311-318

- [3] 朱庆保, 张玉兰. 基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法[J]. 机器人, 2005, 27(2): 132-136
- [4] Mohammad A K J, Mohammad H G, Eyad A F. Autonomous mobile robot dynamic motion planning using hybrid fuzzy potential field[J]. Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 2012, 16(1): 153-164
- [5] Chen Xu. Fast patrol route planning in dynamic environments [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2012, 42(4): 894-904
- [6] 杨姗姗, 戴学丰, 唱江华. 实现机器人动态路径规划的仿真系统 [J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(32): 237-239
- [7] 刘传领, 杨静宇. 一种基于量子染色体变异的移动机器人路径规划融合算法[J]. 信息与控制, 2011, 40(5): 594-598
- [8] Fu Yang-guang. Phase angle-encoded and quantum-behaved particle swarm optimization applied to three-dimensional route planning for UAV[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2012, 42(2): 511-526
- [9] Kim Y-H. Multiobjective quantum-inspired evolutionary algorithm for fuzzy path planning of mobile robot evolutionary computation[C]// Proceedings of IEEE congress on evolutionary computation. Trondheim, Norway: IEEE, 2009: 1185-1192
- [10] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002
- [11] 李士勇, 李盼池. 量子计算与量子优化算法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2009
- [12] Han K-H, Kim J-H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002, 12(6): 582-584
- [13] 刘砚菊, 杨青川, 辜吟吟. 蚁群算法在机器人路径规划中的应用研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(5): 263-265