

基于量子遗传算法的无人飞行器航迹规划

孙阳光¹, 明跃^{1,2}, 周成平¹, 傅阳光¹, 蔡 超¹

(1. 华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 多谱信息处理技术国防科技重点实验室, 武汉 430074;

2. 华中科技大学生命科学与技术学院, 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室 武汉 430074)

摘 要: 基于量子计算和量子理论, 提出了一种基于量子遗传算法的无人机航迹规划方法。该方法利用表征量子叠加态的量子比特对航迹进行编码, 引入具有量子特性的量子交叉算子和量子门变异调整策略, 对航迹规划中代价函数进行优化, 引导并实现航迹的规划选择。仿真试验结果表明, 该方法不仅具有良好的种群多样性, 而且还可以有效地提高算法的空间搜索和收敛能力。

关键词: 量子计算; 量子遗传算法; 航迹规划; 无人飞行器

中图分类号: V249

文献标识码: A

文章编号: 1000-1328(2010)03-0648-07

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2010.03.004

0 引言

无人飞行器航迹规划本质上是在给定的规划空间内和约束条件下寻找一条从起始点到目标点的最优的或可行的飞行航迹。其优化算法可大致分为确定性算法和随机性算法两大类。在解存在的情况下, 根据约束条件和给定的代价函数, 确定性优化算法具有能够寻找到最优解的优点, 但其求解时间的不确定性和可能产生的组合爆炸问题限制了它的应用范围^[1]。与之不同, 随机性优化算法尽管难以保证得到最优解, 但却往往可获得可行解, 且求解时间可以控制, 这使得出现了多种基于随机性优化的航迹规划方法^[2-3]。

随着问题求解的规模越来越大、复杂性越来越高以及时限要求的不断提高, 以随机搜索为基础的遗传算法(GA)在航迹规划领域得到了广泛的应用^[4-5]。量子计算是一种从本质上不同于传统计算理念的新的计算模式, 它根据量子力学原理, 利用量子特有的相干性、纠缠性以及量子态叠加性等特性实现有效计算。Feynman 首先认识到这些量子特性可以用于计算并有效地模拟量子系统^[6]。近年来量子计算已在信号处理、图像处理以及神经网络等领域中得到广泛的研究^[7-10]。量子遗传算法(QGA)是以量子计算和量子理论为基础, 并结合遗传算法发

展而形成的新的智能算法。Narayanan 等人^[11]将传统遗传算法与量子理论相结合, 首次提出了量子遗传算法的概念。后来, Han^[12]又基于量子比特和量子态叠加特性对量子遗传算法做了进一步拓展。尽管量子遗传算法有与传统遗传算法类似的产生检验过程, 但它们在表达方式和演化机制上有很大不同。在表达方式上, 量子遗传算法利用能表征量子叠加态的量子位编码来进行染色体编码; 在演化机制上, 它利用具有量子特性的量子交叉和量子门实现染色体的更新进化。这使得量子遗传算法比传统遗传算法具有种群多样性好, 收敛速度快、全局搜索能力强等特点。

本文提出了一种基于量子遗传算法的无人飞行器航迹规划方法。该方法基于量子力学理论和量子计算思想, 通过量子的相干性引导量子交叉算子, 提高了算子的效率; 利用量子的纠缠性设计了带有方向引导性的量子门, 引导量子变异算子提高收敛能力, 以及通过扰动算子对航迹规划中航迹代价函数进行优化, 实现航迹的规划选择。文中仿真试验结果进一步表明了本文方法的有效性。

1 量子遗传算法

利用量子系统具有叠加性、纠缠性及相干性等独特的物理特性, 量子遗传算法^[11]以量子理论和量

子计算原理为基础, 通过量子计算中量子比特和量子叠加态等特有的概念和理论建立并形成。它以量子比特的概率幅来表征染色体编码, 使得一条染色体可以表达为多个态的叠加。然后依据当前最优个体信息, 利用量子门对染色体的叠加态进行作用, 使其相互干涉产生相位改变, 从而引导染色体的更新。

1.1 量子比特表示

比特(bit)是经典信息论的基本概念。在量子系统中, 充当信息存储单元的物理介质是一个双态量子系统, 称为量子比特(qubit)。与经典比特不同, 量子比特状态 $|\Psi\rangle$ 可以处在“0”态和“1”态的任意线性叠加态:

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

其中“ $|\cdot\rangle$ ”为在量子力学中表示状态的 Dirac 符号, $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 分别表示自旋向下和自旋向上的状态。 α, β 为两个复常数, $|\alpha|^2$ 和 $|\beta|^2$ 分别表示量子比特处在“0”态和“1”态的概率, 且满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 。

QGA 建立在量子态矢量表达的基础上。它基于量子比特的概念, 采用一个或多个量子比特来存储和表达一个基因, 进一步通过这些若干个由量子比特表达的基因来构成一个染色体。一条具有量子比特编码的染色体 C 可以表示为:

$$C = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 n 表示该染色体中包含的量子比特个数, 且 $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1$, 这里 $i = 1, 2, \cdots, n$ 。因此, 如果存在一个具有 n 个量子比特的系统, 则该系统能同

时表达 2^n 个状态。

1.2 量子门

量子计算中通过量子门作用于量子的叠加态, 使其发生相互干涉, 产生相位改变, 从而改变其各基态所对应的概率幅, 实现染色体的更新进化。在量子遗传算法中, 主要采用量子旋转门 $U(\theta)$ 来对染色体进行更新进化, 这里我们采用如下量子旋转门:

$$U(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 θ 为旋转角, 则量子比特相应的更新操作可表示为:

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (4)$$

这里 $[\alpha_i, \beta_i]^T$ 为染色体中的第 i 个量子比特; θ_i 为此时对应的旋转角, 其取值由调整策略确定。它的大小决定了算法收敛的速度, 它的正负号决定了算法的收敛方向。

2 基于量子遗传算法的航迹规划

2.1 航迹编码和种群初始化

文中航迹被定义为是由若干个包含位置信息的节点构成, 种群被定义为由多条航迹组成的集合。设初始种群 P 为 $\{p_1, p_2, \cdots, p_N\}$, 其中 N 为种群规模大小(即航迹条数), $p_k (k = 1, 2, \cdots, N)$ 为种群中包含的航迹。每一条航迹被看作一个染色体, 航迹中每个节点的位置对应一个基因。我们采用多量子比特对航迹进行编码, 因此, 由式(2)得到航迹 p_k 的量子比特编码为:

$$P_k = \begin{bmatrix} \alpha_{1,1} & \alpha_{1,2} & \cdots & \alpha_{1,n} & \alpha_{2,1} & \alpha_{2,2} & \cdots & \alpha_{2,n} & \cdots & \cdots & \alpha_{m,1} & \alpha_{m,2} & \cdots & \alpha_{m,n} \\ \beta_{1,1} & \beta_{1,2} & \cdots & \beta_{1,n} & \beta_{2,1} & \beta_{2,2} & \cdots & \beta_{2,n} & \cdots & \cdots & \beta_{m,1} & \beta_{m,2} & \cdots & \beta_{m,n} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 m 表示航迹包含的基因个数, n 表示航迹中每个基因里包含的量子比特个数, 且 $|\alpha_{i,j}|^2 + |\beta_{i,j}|^2 = 1$, 这里 $i = 1, 2, \cdots, m, j = 1, 2, \cdots, n$ 。

由量子计算原理可知, 对量子态的每一次观察测量, 量子比特将只塌陷至一个单一状态, 该单一状态即为该量子比特的观察值。这里观察值的获取是由量子比特的概率 $|\alpha|^2$ 或 $|\beta|^2$ 所决定。观察值的测量规则定义为: 对于量子比特 $[\alpha_{i,j}, \beta_{i,j}]^T$, 如果 $|\alpha_{i,j}|^2 > |\beta_{i,j}|^2$, 则该量子比特的观察值为 0,

否则为 1。

文中航迹中每个节点的位置信息采用二进制编码表示, 利用上述定义的测量规则可实现量子比特表示与位置节点信息之间的对应。例如, 对于初始位置节点为 (56, 128) 的基因, 其二进制表示为 (00111000, 10000000), 即该基因量子比特的观察值。该基因量子比特编码可由下述(6)式的初始化产生(其中的每一个量子比特 $[\alpha_{i,j}^k, \beta_{i,j}^k]^T$ 按测量规则随机生成):

$$\left[\begin{array}{cccccccc} 0.7631 & -0.7919 & 0.6785 & -0.4819 & 0.4200 & -0.8676 & 0.8323 & 0.8962 \\ -0.6463 & -0.6106 & 0.7346 & -0.8763 & -0.9075 & 0.4973 & 0.5543 & 0.4437 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0.4418 & -0.9063 & 0.8936 & -0.9840 & 0.7690 & -0.9151 & 0.7770 & 0.7429 \\ -0.8971 & -0.4227 & 0.4488 & 0.1782 & -0.6392 & -0.4032 & -0.6295 & 0.6694 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right] \quad (6)$$

因此,若二维图像的大小为 256×256 ,则每个节点的位置坐标 x 和 y 可分别用8位量子比特表示,航迹中包含该位置信息的基因 (x,y) 可用以下的16位量子比特表示:

$$\begin{array}{cccccccc} x & & & & & & & y \\ \left[\begin{array}{cccccccc} \alpha_{i,1}^k & \alpha_{i,2}^k & \cdots & \alpha_{i,8}^k & \alpha_{i,9}^k & \alpha_{i,10}^k & \cdots & \alpha_{i,16}^k \\ \beta_{i,1}^k & \beta_{i,2}^k & \cdots & \beta_{i,8}^k & \beta_{i,9}^k & \beta_{i,10}^k & \cdots & \beta_{i,16}^k \end{array} \right] \end{array}$$

相应地,对于一条由8个位置节点组成的二维航迹,其量子比特编码表示为:

$$p^k = \left[\begin{array}{ccccccccc} \alpha_{1,1} & \alpha_{1,2} & \cdots & \alpha_{1,16} & \alpha_{2,1} & \alpha_{2,2} & \cdots & & \\ \beta_{1,1} & \beta_{1,2} & \cdots & \beta_{1,16} & \beta_{2,1} & \beta_{2,2} & \cdots & & \\ & \alpha_{2,16} & \cdots & \cdots & \alpha_{8,1} & \alpha_{8,2} & \cdots & \alpha_{8,16} & \\ & \beta_{2,16} & \cdots & \cdots & \beta_{8,1} & \beta_{8,2} & \cdots & \beta_{8,16} \end{array} \right] \quad (7)$$

因为 n 位量子比特可表示观察值小于 2^n 的正整数,因此,可根据具体问题确定(5)式基因中量子比特个数 n 的大小。另外,由于量子比特表示基因具有多状态性,使得每条染色体(即每条航迹)表示的状态为所有可能状态的概率叠加,这也就保证了QGA的种群具有多样性。

2.2 航迹代价评估

一般地,代价函数包含考虑飞行器的飞行高度、航程、危险性以及机动性等因素,并且还需要根据不同任务的要求在各个约束条件之间进行权衡。为了简便起见,本文仅考虑了无人飞行器所受到的威胁约束和航程约束。

采用按航程代价(即航迹长度)和威胁代价组成的航迹代价函数 J 作为描述性能的评价指标:

$$J = \omega f_{th} + (1 - \omega) f_d \quad (8)$$

其中 f_{th} 为航迹的威胁代价, f_d 为航程代价, ω 为根据不同任务的要求所需做出的重要性权值。可见,航迹代价值越小,适应度函数值越大,表明演化得到的航迹就越好。

2.3 量子交叉

在传统遗传算法中,交叉算子主要是采用单点

交叉、多点交叉、均匀交叉、算术交叉等操作。它们一般是在种群中抽取的两个个体之间进行作用,因此当要交叉的两个个体相同时,交叉算子将起不到进化作用。这里我们采用基于量子相干性构造的量子干涉交叉^[11]作为航迹规划中的交叉算子。在该量子交叉算子中,种群中所有染色体都参与交叉操作,交叉过程是沿着对角线重新排列组合获得新的染色体。例如,若种群数为4,染色体长度为5(如表1所示),则A1—B2—C3—D4—A5为交叉后得到的一条染色体。

表 1 量子干涉交叉

Table 1 Quantum interference crossover

标号	染色体				
1	A1	A2	A3	A4	A5
2	B1	B2	B3	B4	B5
3	C1	C2	C3	C4	C5
4	D1	D2	D3	D4	D5

从上述例子中可见,这种交叉方式不仅可以克服出现两条相同航迹时传统交叉算子不能起到进化作用的弊端,还可以充分利用种群中尽可能多的航迹信息,避免早熟收敛现象,提高交叉算子的效率,加快算法的搜索速度。

2.4 量子门调整策略

本文所采用的量子变异算子为式(3)所描述的量子旋转门调整策略。根据航迹规划的任务需求,设计的旋转角选择调整策略如表2所示。首先从当前航迹中随机抽取一个基因,然后结合该基因量子比特 $[\alpha_{i,j}, \beta_{i,j}]^T$ 及其观察值,并进一步比较当前航迹 p 和当前最优航迹 b 的代价值来确定旋转的角度和方向,从而更新当前航迹。

表2中 $b_{i,j}$ 和 $g_{i,j}$ 分别表示航迹种群中当前最优航迹 b 和当前航迹 p 第 i 个基因中第 j 个量子比特的观察值。旋转角为

$$\theta_{i,j} = \text{sign}(\alpha_{i,j}, \beta_{i,j}) \cdot \|\theta_{i,j}\|$$

其中 $\text{sign}(\alpha_{i,j}, \beta_{i,j})$ 和 $\|\theta_{i,j}\|$ 分别表示了旋转角的

方向和大小。旋转角的大小对算法的收敛速度和收敛效果有很大影响。若取值过大, 会导致早熟收敛; 反之, 若取值过小, 则会影响收敛速度。因此, 本文

旋转角的大小 $\|\theta_{i,j}\|$ 将在 $(0.005\pi, 0.1\pi)$ 范围内随机动态选取来确定。试验表明动态旋转角调整策略要优于固定旋转角调整策略。

表 2 旋转角调整策略

Table 2 Adjusting strategy about a rotation angle

$g_{i,j}$	$b_{i,j}$	$J(p) > J(b)$	$\ \theta_{i,j}\ $	$(\alpha_{i,j}, \beta_{i,j})$			
				$\alpha_{i,j}, \beta_{i,j} > 0$	$\alpha_{i,j}, \beta_{i,j} < 0$	$\alpha_{i,j} = 0$	$\beta_{i,j} = 0$
0	0	True/ False	0	0	0	0	0
1	0	True	$\ \theta_{i,j}\ $	-1	+1	± 1	0
1	0	False	0	0	0	0	0
0	1	True	$\ \theta_{i,j}\ $	+1	-1	0	± 1
0	1	False	0	0	0	0	0
1	1	True/ False	0	0	0	0	0

表 2 描述的具体旋转角选择调整策略可解释为: 在从当前航迹中随机抽取一个基因后, 将它与种群中当前最优航迹所对应基因位置的量子比特的观察值进行逐一比较。当这两个观察值不同时, 若 $J(p) > J(b)$, 则通过量子旋转调整该基因对应位置的量子比特, 使得该量子比特的概率幅向着 $b_{i,j}$ 表示的向量方向旋转, 即向着代价值较小的方向演化, 从而实现当前航迹向着当前最优航迹的更新; 若 $J(p) < J(b)$, 表示当前航迹可被看作当前最优航迹, 则不需旋转变换。此外, 当这两个观察值相同时, 此时也不需旋转变换。因为对于 QGA 的二进制编码而言, 仅对具有不同观察值的量子比特进行旋转变换, 可以使得该基因在变换后的观察值会限定在当前最优航迹所对应基因的观察值的一定范围内。通过上述带方向性的旋转角选择调整策略将引导当前航迹向当前最优航迹收敛。

例如, 当 $g_{i,j} = 1$ 且 $b_{i,j} = 0$ 时, 若观察值 $g_{i,j}$ 对应的量子比特向量 $(\alpha_{i,j}, \beta_{i,j})^T$ 的 $\alpha_{i,j}\beta_{i,j} > 0$, 如图 1 所示, 则表示该向量在第一象限的上半部分, 或第三象限的下半部分。图 1 中的虚线部分为该象限的对角平分线。此时, 利用旋转策略对 $g_{i,j}$ 对应的量子比特沿着顺时针方向旋转, 这样 $(\alpha_{i,j}, \beta_{i,j})^T$ 将能最快进入第一象限的下半部分, 或第三象限的上半部分, 即能最快达到观察值 $b_{i,j} = 0$ 的状态, 从而实现当前航迹向着当前最优航迹更新。同理可获得旋转角选择调整策略中的其它情况。

3 仿真试验与分析

存的 PC 机上进行试验, 运行环境为 WindowsXP。为了便于讨论, 试验使用了大小为 512×512 的数字栅格地图(如图 2 所示), 模拟威胁源为图 2 中的深色区域。文中下面所述航迹是二维的。

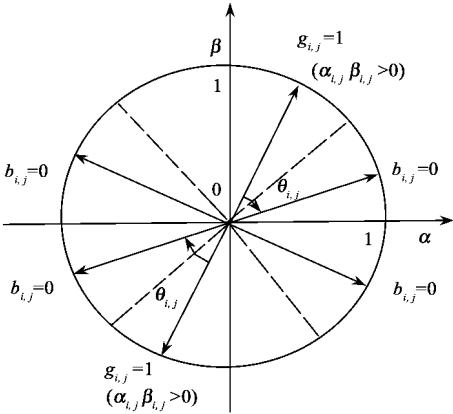


图 1 QGA 旋转角调整策略示意图

Fig. 1 Illustration for the adjusting strategy about a rotation angle in QGA

试验中威胁区的代价值 f_{th} 被定义为 5000, 航迹代价函数 J 中的权重 ω 被定义为 0.5。适应度函数 F 被定义为航迹代价函数的倒数, 即 $F = 1/J$ 。性能指标“F-Path”表示每次试验中首次获得可行航迹的平均迭代次数; “A-J”表示平均最优代价值。

3.1 种群数和基因数的选取对算法的影响

首先对 QGA 选取不同的种群数和基因数的情况进行试验。每条航迹的起始点和目标点分别选取对应图 2 中的点 S 和点 T , 迭代次数均为 300 代, 且每种情况的试验次数都为 20 次。试验获得的数据如表 3 所示, 其中的数据是经过 20 次试验后得到的统计平均结果。这里文中试验次数 20 的选取是通

过大量试验的经验值确定的。

从表 3 中可见,在种群数较小的情况下,即可获得可行航迹。并且随着种群数的增加,在基因数相同时,本文方法不仅首次出现可行航迹的平均迭代次数“F-Path”大幅减少,而且平均最优代价值“A-J”也不断递减并逐步收敛。这说明利用种群多样性好的特点,具有较高执行效率的量子交叉算子和带有方向性的量子变异算子的引入,使本文方法具有

较强的搜索和收敛能力。

另外,当种群数相同时,随着基因数的增加,整体上首次出现可行航迹的代数“F-Path”先减少后增加,平均最优代价值“A-J”也被提高,这些与本例中起始点和目标点的位置选取有关。从图 2 中可见,较少的导航点即可满足本例的规划要求,而过多的导航点(即基因数)将会增加规划失败的风险。

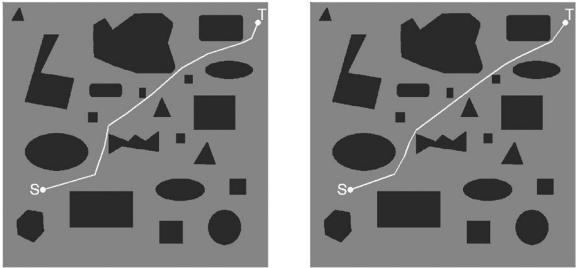
表 3 QGA 在不同参数条件下运算结果比较

Table 3 Results comparison among different parameters in QGA

基因数	性能指标	种群数				
		6	10	20	50	100
6	F-Path	128.8	87.9	65.2	23.7	11.1
	A-J	314.5	302.1	294.8	283.1	278.0
10	F-Path	118.5	102.4	32.7	20.2	9.2
	A-J	332.0	322.9	293.5	289.7	282.6
20	F-Path	195.0	141.8	78.27	29.8	20.2
	A-J	531.5	501.8	366.4	343.5	318.5

图 2 表示表 3 中基因数为 10,种群数分别为 6 和 100 时,QGA 所获得的最优代价值所对应的航迹。由图 2 可见,在迭代次数相同的情况下,较小的种群规模能够获得与较大种群规模相似的航迹结果,这进一步说明本文方法的种群多样性好,对种群个数的适应性较强,可大大减小内存空间的消耗,提高计算效率。

表示“种群数 NumC”分别选取为 10、50 和 100 时所获得的平均适应度曲线。从图 3 中可见,随着种群数的增加,不仅适应度曲线的离散度逐步减小,而且首次出现可行航迹的迭代次数也被大幅减少,同时平均适应度也被不断增大(即平均代价值不断减小)并逐步收敛。这进一步表明了本文方法具有较强的收敛能力。



(a) 种群数为 6 (b) 种群数为 100

图 2 QGA 选取不同种群数时获得的最佳航迹(基因数为 10)

Fig. 2 Optimal routes obtained from different population number in QGA (The gene number is 10)

图 3 表示表 3 中当基因数为 10 时,QGA 选取不同的种群数所获得的航迹适应度变化曲线。其中图 3(a)~(c)表示种群数分别选取为 10、50 和 100 时所获得的适应度变化曲线,其中“虚线”表示经过 20 次试验所得到的每次的适应度变化曲线;“实线”表示经过这 20 次试验获得的平均适应度曲线。图 3(d)

3.2 与标准 GA 方法的比较

下面给出了与标准 GA 方法的比较试验。这里基因数选取为 10,每条航迹的起始点和目标点仍分别选取为图 2 中的点 S 和点 T,试验次数也为 20 次,迭代次数也仍均为 300 代。所得的试验结果与表 3 中基因数为 10 的数据结果进行比较(如表 4 所示)。其中“NumC”表示种群数,“Time”表示迭代过程中每代的耗费时间(s)。

表 4 GA 和 QGA 运算结果比较

Table 4 Results comparison between GA and QGA

	QGA			GA
NumC	6	10	20	50
F-Path	118.5	102.4	32.7	18.2
A-J	332.0	322.9	293.5	297.1
Time	0.09	0.15	0.28	0.73

从表 4 中可见,与标准的 GA 方法相比,QGA 种群数选取为 20 时首次出现可行航迹的平均迭代次数“F-Path”与 GA 方法中种群数为 50 时不但相差不

大,而且此时本文方法获得的平均最优代价值“ $A-J$ ”,还要优于 GA 方法中种群数为 50 时所得到的结果;更重要的是,此时所需的计算量和耗费时间也大大减少。通过与标准 GA 试验比较进一步说明,本

文方法能以较小的种群规模达到标准 GA 方法在较大种群规模时所获得的结果,有效地提高了算法的搜索能力,加快了算法的收敛速度。

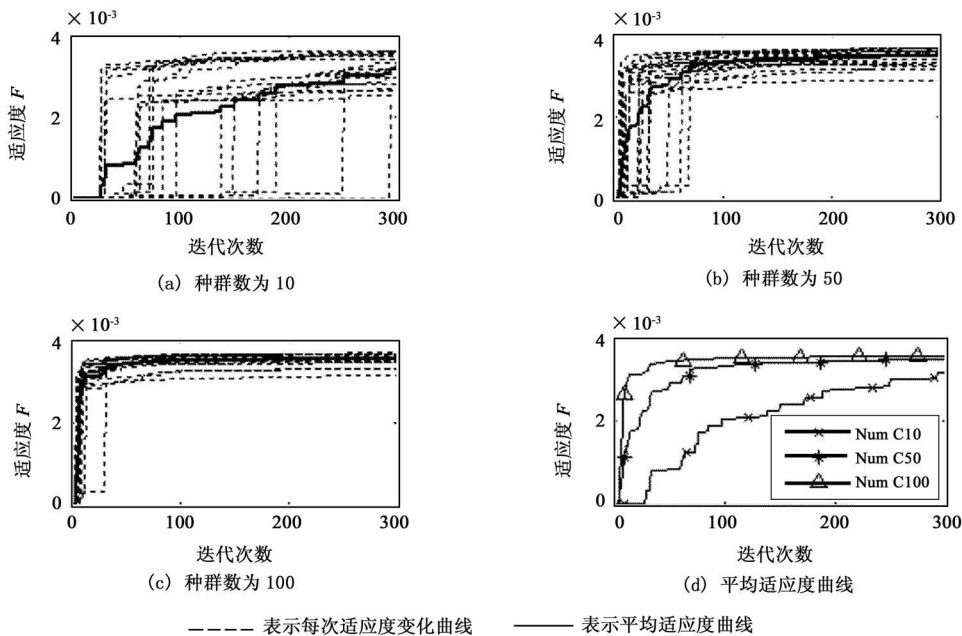


图 3 QGA 选取不同种群数时适应度曲线(基因数为 10)

Fig. 3 Fitness curves from different population number in QGA (The gene number is 10)

3.3 旋转角与收敛性关系分析

下面讨论了 QGA 方法中不同旋转角选取的调整策略与算法收敛性之间的关系(如图 4 所示)。这里试验的起始点和目标点仍采用图 2 中的点 S 和点 T,基因数和种群数分别选取为 10 和 20。迭代次数均为 300 代,试验次数仍为 20 次。图 4 中标“三角”标记的曲线为使用动态旋转角所获得的平均适应度曲线,这里动态旋转角的选取范围为 $(0.005\pi, 0.1\pi)$ 。对该动态选取范围等分,获得五个固定的旋转角,即 $[0.005\pi, 0.0288\pi, 0.0525\pi, 0.0763\pi, 0.1\pi]$ 。“虚线”部分为旋转角分别取这五个固定旋转角时,通过 20 次试验获得的平均适应度曲线。图中的标“方块”标记曲线为通过对这五组适应度曲线进行平均,所获得的平均值曲线。由图 4 可见,动态旋转角调整策略优于固定旋转角调整策略。

4 结论

本文采用量子遗传算法作为航迹规划中航迹代价值函数的优化工具,引导航迹的规划与选择,提出了一种基于量子遗传算法的无人机航迹规划方法。该

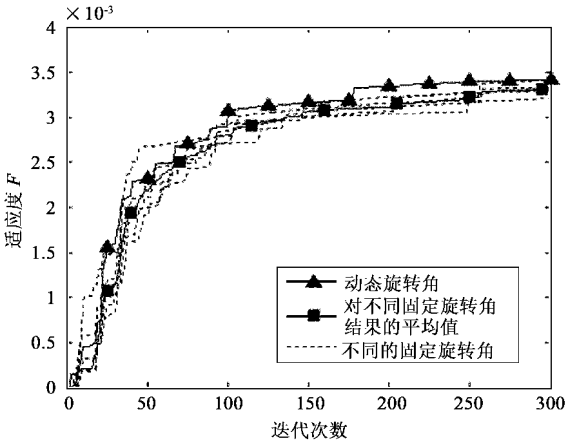


图 4 旋转角的选取与收敛性关系
Fig. 4 Relation between the choice of a rotation angle and the convergence

方法利用表征量子叠加态的量子比特对航迹进行编码,通过分别引入和设计具有量子特性的量子交叉和带有方向性的量子旋转门变异策略,引导并实现航迹的优化。仿真试验结果表明此方法不仅具有良好的种群多样性,而且还有效地提高算法的搜索能力和收敛速度。由于文中针对特定的规划环境和

优化目标仅使用了交叉、变异和扰动算子, 如果将插入算子、删除算子、交换算子以及平滑算子等算子引入, 可使本文方法在飞行器的任务规划中得到更为广泛的应用。

参考文献:

- [1] 李春华, 郑昌文, 周成平, 丁明跃. 一种三维航迹快速搜索方法[J]. 宇航学报, 2002, 23(3): 13—17. [LI Chun-hua, ZHENG Chang-wen, ZHOU Cheng-ping, DING Ming-yue. Fast search algorithm for 3D-route planning[J]. Journal of Astronautics, 2002, 23(3): 13—17.]
- [2] Xiao J, Michalewicz Z, Zhang L, et al. Adaptive evolutionary planner/navigator for mobile robots[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 18—28.
- [3] Hucaoglu C, Sanderson A C. Planning multiple paths with evolutionary speciation[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2001, 5(3): 169—191.
- [4] Yi M, Ding M Y, Zhou C P. 3D route planning using genetic algorithm[C]. International Symposium on Multi-spectral Image Processing, Wuhan, China, 1998, 3545: 92—95.
- [5] Zheng C W, Ding M Y, Zhou C P. Real-time route planning for unmanned air vehicle with an evolutionary algorithm[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 17(1): 63—81.
- [6] Feynman R. Simulating physics with computers[J]. International

Journal of Theoretical Physics, 1982, 21: 467—488.

- [7] Eldar Y C, Oppenheim A V. Quantum signal processing[J]. IEEE Transactions Signal Processing, 2002, 19(6): 12—32.
- [8] Tseng C C, Tsung M. Quantum digital image processing algorithms[C]. 16th IPPR Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, Kinmen, 2003: 827—834.
- [9] Purushothaman G, Karayiannis N B. Quantum neural networks (QNNs): inherently fuzzy feedforward neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(3): 679—693.
- [10] Cheng S T, Tao M H. Quantum cooperative search algorithm for 3—SAT[J]. Journal of Computer and System Sciences, 2007, 73: 123—136.
- [11] Narayanan A, Moore M. Quantum inspired genetic algorithms[C]. // Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC96), Nagaya, Japan, 1996: 61—66.
- [12] Han K H, Kim J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(6): 580—593.

作者简介: 孙阳光(1978—), 男, 博士研究生, 研究方向为计算机视觉、飞行器任务规划等。

通信地址: 华中科技大学图像识别与人工智能研究所 (430074)

电话: (027)87544512

E-mail: ygsunster@yahoo.com.cn

Route Planning Based on Quantum Genetic Algorithm for UAVs

SUN Yang-guang¹, DING Ming-yue^{1,2}, ZHOU Cheng-ping¹, FU Yang-guang¹, CAI Chao¹

(1. Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence; State Key Laboratory for Multi-spectral Information Processing Technologies, HUST, Wuhan 430074, China;

2. College of Life Science and Technology; “Image Processing and Intelligence Control” Key Laboratory of Education Ministry of China, HUST, Wuhan 430074, China)

Abstract: Based on the theory of quantum mechanics and quantum computing, a route planning method for Unmanned Aerial Vehicles(UAVs) based on quantum genetic algorithm was presented in this paper. By using the quantum-bit with the superposition state to encode a route and introducing quantum genetic algorithm to optimize the cost function of route planning, the proposed method guides and realizes the optimization of route by introducing the genetic operators including the crossover operator and the quantum gate mutation with the essential characteristics of quantum. Synthetic experiments demonstrated that our method not only has the diversity of the population, but also effectively improves the capabilities of the searching and convergence.

Key words: Quantum computation; Quantum genetic algorithm; Route planning; Unmanned aerial vehicles