第28卷 第6期
2002年11月

自 动 化 学 报
ACTA AUTOMATICA SINICA

Vol. 28, No. 6
Nov., 2002

短文

理性遗传算法及其在多机器人运动协调中的应用[1)]

景兴建　王越超　谈大龙
（中国科学院沈阳自动化研究所机器人学开放研究实验室　沈阳　110015）
（E-mail：xjjing@ms. sia. ac. cn）

摘　要　面对传统遗传算法在解决一些复杂问题时所存在的收敛慢或早熟等困难，基于仿人理性决策原则，提出一种具有更丰富进化含义的进化算法——理性遗传算法. 其通过遗传信息的反馈或理性规则的建立来指导遗传操作的进行，从而将种群内部知识与经验的继承和学习更有效地结合在遗传算法之中. 相对于传统遗传算法，较好地解决了多机器人确知环境下协调运动规划问题. 理论分析和仿真实验结果都是令人鼓舞的.

关键词　仿人理性决策原则，遗传信息，理性规则，多机器人运动协调
中图分类号　TP18

RATIONAL GENETIC ALGORITHM AND ITS APPLICATION TO MOTION COOPERATION OF MULTIPLE MOBILE ROBOTS

JING Xing-Jian　WANG Yue-Chao　TAN Da-Long
(*Robotics Laboratory, Chinese Academy of Sciences, Shenyang* 110015)
(E-mail: xjjing@ms. sia. ac. cn)

Abstract　When conventional genetic algorithm (GA) is used to cope with some complex problems, slow convergence or prematurity often occurs. A novel evolutionary algorithm, based on the rational decision-making of human, the rational genetic algorithm (RGA) is proposed to solve these problems. The key point of RGA is to use the genetic information feedback and set up rational rules to guide the evolution of genetic individuals. The proposed RGA effectively incorporates inheriting and learning behaviors of knowledge and experiences of species into GA. The problem of multi-robot motion cooperation under known circumstance can be solved better by RGA than conventional GA. Theoretical analysis and simulation results show the validity of RGA.

Key words　Rational decision-making principle, genetic information, rational rules, multi-robot motion cooperation

1) 国家“863”计划智能机器人主题项目(863-512-9820-06)及中国科学院沈阳自动化研究所机器人学开放实验室基金(RL199910)资助
收稿日期　2000-12-13　　收修改稿日期　2001-05-09

1 引言

传统遗传算法(GA)[1,2]在处理复杂的、多目标、多变量优化问题时,往往存在早熟或收敛慢等问题.究其原因,本文认为主要在于 GA 的实质是一种并行的随机搜索策略,缺乏对进化方向的把握或预测,除了根据适应度大小来判断个体优劣并对个体进行选择外,没有更多的确定化信息能够指导随机化过程的进行,这就不可避免地造成很多无为的搜索与运算.而自然进化过程中,种群内部对知识和经验的继承和学习,对个体生存能力的贡献是不容忽视的.因此在遗传算法中,增强确定化信息的作用是必要的、合理的.

考虑人面对复杂问题求解时的决策过程,在已有的经验、知识和期望结果的激励下,人的决策过程实质上是一种理性的冲动或倾向,这种冲动或倾向是以最终趋向期望目标而尽可能避免错误为原则.按照 Simon 对决策过程的划分[3,4],这是一种过程理性的决策原则,即决策注重过程的合理性,而不是以某种性能指标的最大或最优为目标而严格执行一个搜索策略.按照这种过程理性原则来实现理性遗传算法,就应当在遗传操作中,以尽可能趋向适应度增大的方向进化即避免错误为准则,而不仅仅是一个随机的优化过程.这就意味着理性遗传算法中应该能够实现某种形式的遗传信息的反馈以指导遗传操作的进行,或存在一定的规则能辅助遗传操作对个体进行有效的调整或变换(见图 1).

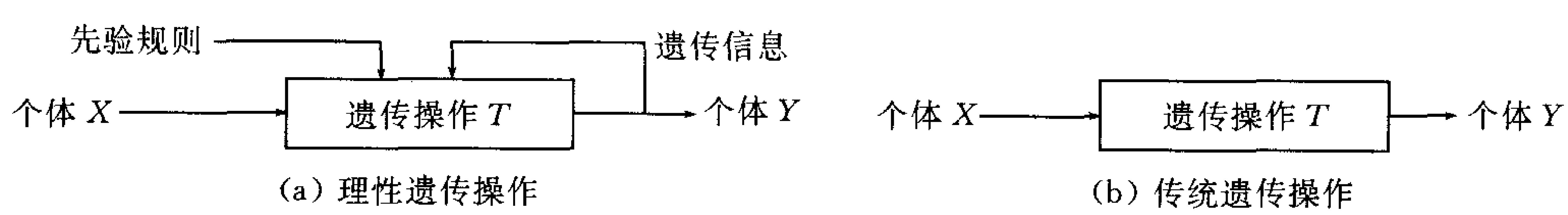


图 1 理性遗传操作与传统遗传操作概念图对比

为此,本文试图基于理性决策准则对传统 GA 进行改造,以增强对极值的搜索和避免早熟现象,并将其成功地应用在多机器人协调运动规划问题上.仿真结果和理论分析的一致性,证明了算法的合理性和有效性.

2 理性遗传算法描述及分析

符号说明:X 代表个体,用十进制编码,且为一参数矩阵;XX_N代表具有 N 个个体的群体;S 代表个体空间;$f(X)$代表个体适应度;$T=\{Tm,Tc,Ts,Tr\}$为遗传算子集,包含变异,交叉,选择及规则四个算子集;用 $T(XX_N)$表示种群 XX_N经遗传操作后得到的个体的集合.

首先定义遗传信息:一个个体在其生命周期内对其进化方向的评价用 $GI(X)$表示,它是与 X 同维的矩阵.若这种评价是完备的,即代表向极值点进化的正确方向,则必为下一代进化提供有力的依据.为简单起见,本文借鉴文献[5]的形式,简单地定义为

$$GI(X)=\begin{cases}\mathrm{sign}(X-Y), & f(X)\geqslant f(Y)\\ \mathrm{sign}(Y-X), & f(X)<f(Y)\end{cases} \tag{1}$$

其中,$Y=T(X)$,$T\in Tm\cup Tc$.为叙述方便,假定理性选择采用传统的杰出者选择算子.

2.1 理性变异(rational mutation)算子

研究表明[6,7],变异是在个体邻域内变化,可增加种群多样性,反映算法扩张(exploration)能力. 故改造变异算子应以不改变原有特征,同时又能增强对极值的搜索为原则. 为此定义个体年龄:个体的存活代数,用 $age(X)$ 表示,$age(X)$ 为正整数. 假定搜索空间 $[B,A]$,即 $(B)_{ij}\leqslant(X)_{ij}\leqslant(A)_{ij}$,其中 $()_{ij}$ 表示矩阵 i 行 j 列元素. 理性变异定义为

$$Trm(X)_{ij}=\begin{cases}(X)_{ij}+a\,|\Delta X_1|_{ij}*GI(X)_{ij} & \text{if}\quad age(X)=1\\ (X)_{ij}+\min\{b\sqrt{age(X)},\ \max[(A)_{ij}-(X)_{ij},\ (X)_{ij}-(B)_{ij}]\}*(\Delta X_2)_{ij} & \text{else}\end{cases}\tag{2}$$

其中 $a,b>0$,ΔX_1 和 ΔX_2 均为随机数阵,$(\Delta X_1)_{ij}\backsim N(0,1)$,$(\Delta X_2)_{ij}\backsim M(-1,1)$,$M(-1,1)$ 表示 $[-1,1]$ 上的均匀分布,$N(0,1)$ 表示均值为 0 方差为 1 的正态分布.

定理 1. 由式(2)所定义的理性变异算子,假定采用杰出者选择算子且遗传信息是完备的,则 $p\{\|Trm(X)-Y\|<\delta_Y/\exists\ N>1,\ Y\in S\ \&\ age(X)\geqslant N\}=area(\|Trm(X)-Y\|<\delta_Y)/area(S)$,以及 $p\{\|Trm(X)-X_d\|\leqslant\delta_{Xd}/age(X)=1\ \&\ a>\|X-X_d\|\}=2p\{\|T_m(X)-X_d\|\leqslant\delta_{Xd}/a>\|X-X_d\|\}$. 其中,$Trm(X)$ 表示理性变异算子,$Tm(X)$ 表示一般变异算子,$area()$ 表示取空间范围(体积),X_d 表示极值点,δ_Z 为 Z 的任意一个邻域半径,a 表示搜索半径,且 $X,Y,X_d,Z\in S$.

证明. 考虑一次变异对一个个体变化趋势的影响. 有下述两种情况.

a) 如果个体 X 正处于一个极值点上或其个体年龄 $age(X)\geqslant2$,则由理性变异知 $Trm(X)=X+\Delta T$,其中 $\Delta T=b\sqrt{age(X)}\,\Delta X_2$. 因为 $(\Delta X_2)_{ij}\backsim M(-1,1)$,所以必有 $(\Delta T)_{ij}\backsim M\left(-b\sqrt{age(X)},b\sqrt{age(X)}\right)$,于是得 $(X+\Delta T)_{ij}\backsim M\left((X)_{ij}-b\sqrt{age(X)},(X)_{ij}+b\sqrt{age(X)}\right)$,显然对个体 X 进行理性变异的结果就是在以 X 为中心,半径为 $b\sqrt{age(X)}$ 的范围内等概率搜索. 如果 X 一直处于该极值点或在对其进化的过程中还没有得到比它更好的个体,杰出者选择算子操作的结果都会使其个体年龄不断地增加,最终使搜索范围达到整个搜索空间. 即:$p\{\|Trm(X)-Y\|<\delta_Y/\exists\ N>1,\ Y\in S\ \&\ age(X)>N\}=area(\|Trm(X)-Y\|<\delta_Y)/area(S)$.

b)个体 X 处于一个极值附近且 $age(X)=1$,则 $Tm(X)=X+\Delta T$,其中 $\Delta T=a|\Delta X_1|GI(X)$. 因为 $(\Delta X_1)_{ij}\backsim N(0,1)$,所以有 $a(\Delta X_1)_{ij}\backsim N(0,a)$. 假设 $(\Delta X_1)_{ij}$ 的概率密度为 $f(x)$,令 $y=|\Delta X_1|_{ij}$,则 Y 的概率分布函数:$F_Y(y)=p\{Y\leqslant y\}=p\{|\Delta X_1|_{ij}\leqslant y\}=p\{-y\leqslant(\Delta X_1)_{ij}\leqslant y\}=\int_{-y}^{y}f_X(x)\mathrm{d}x=\int_{-\infty}^{y}f_X(x)\mathrm{d}x-\int_{-\infty}^{-y}f_X(x)\mathrm{d}x$. 故 y 的概率密度 $f_Y(y)=F(y)'=f_X(y)+f_X(-y)=2f_X(y)$,由此得 $a|\Delta X_1|GI(X)$ 的概率密度必是 $a\Delta X_1$ 概率密度的 2 倍,而 $GI(X)$ 的作用相当于把 ΔT 的取值限制在极值所在方向,故必有

$$p\{\|T_{rm}(X)-X_d\|\leqslant\delta_{Xd}/age(X)=1\ \&\ a>\|X-X_d\|\}=$$
$$2p\{\|T_m(X)-X_d\|\leqslant\delta_{Xd}/a>\|X-X_d\|\}.$$

即在遗传信息是完备的且极值点落在搜索范围内的情况下,理性变异算子搜索到极值点的概率是一般变异算子的 2 倍.　　证毕.

由定理 1 可知,理性变异算子不仅具有"扩展"能力,可以搜索到整个状态空间,而且还能够增强对极值点的搜索.

2.2 理性交叉(rational crossover)算子

由研究知[6,7],交叉是在包含种群 XX_N 的最小模式中进行搜索,即在遗传算法已经搜索到的空间内进行搜索. 因此传统交叉实现的只是"利用"(exploitation)的能力. 故理性交叉

算子应在实现“利用”能力的同时还应具有“扩展”能力，并能增强极值搜索. 假设要交叉的个体为 X_1和 X_2，其遗传信息分别为 $GI(X_1)$和 $GI(X_2)$，用 Trc 表示理性交叉算子，则

$$Trc(X_1,X_2)_{ij}=\begin{cases}\max((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})+\alpha[(A)_{ij}-\max((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})] & GI(X_1)_{ij}=1\ \&\ GI(X_2)_{ij}=1\\ \min((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})+\alpha[\min((X_1)_{ij},\ (X_2)_{ij})-(B)_{ij}] & GI(X_1)_{ij}=-1\ \&\ GI(X_2)_{ij}=-1\\ \alpha\cdot(X_1)_{ij}+(1-\alpha)\cdot(X_2)_{ij} & GI(X_1)_{ij}GI(X_2)_{ij}=-1\end{cases}\tag{3}$$

其中，α 为区间[0,1]上的随机数，即 $\alpha\in M(0,1)$.

由(3)式所定义的理性交叉算子可看出，对于情况 $GI(X_1)_{ij}GI(X_2)_{ij}=-1$ 实际就是传统交叉运算. 为分析(3)式的进化效果，首先定义极值点作用域为由极值点所引起的单调区域，假设 X_d 为一极值点，则极值点作用域

$$\delta_{Xd}=\{X/\forall\ Y=aX+(1-a)X_d,\ a\in[0,1],\text{always}\ \exists\ f(X)\geqslant f(Y)\ \text{or always}\ \exists\ f(X)\leqslant f(Y),\ X,Y,X_d\in S\}.$$

定理 2. 假设两个交叉个体为 X_1 和 X_2，如果 $X_1,X_2\in\delta_{Xd}$且遗传信息是完备的，则有

$$X_d\in\{X=T_{rc}(X_1,X_2)\}\ 且\ p(\|T_{rc}(X_1,X_2)-X_d\|<\Delta)=area(\|T_{rc}(X_1,X_2)-X_d\|<\Delta)/area(S_s).$$

其中 $area()$表取空间范围(体积)，Δ 表 X_d 任意小邻域半径，$S_s=\{X=T_{rc}(X_1,X_2)\}$.

证明. 考虑一次交叉对子代个体的影响. 有三种情况(以二维空间为例见图 2(a)～(c)).

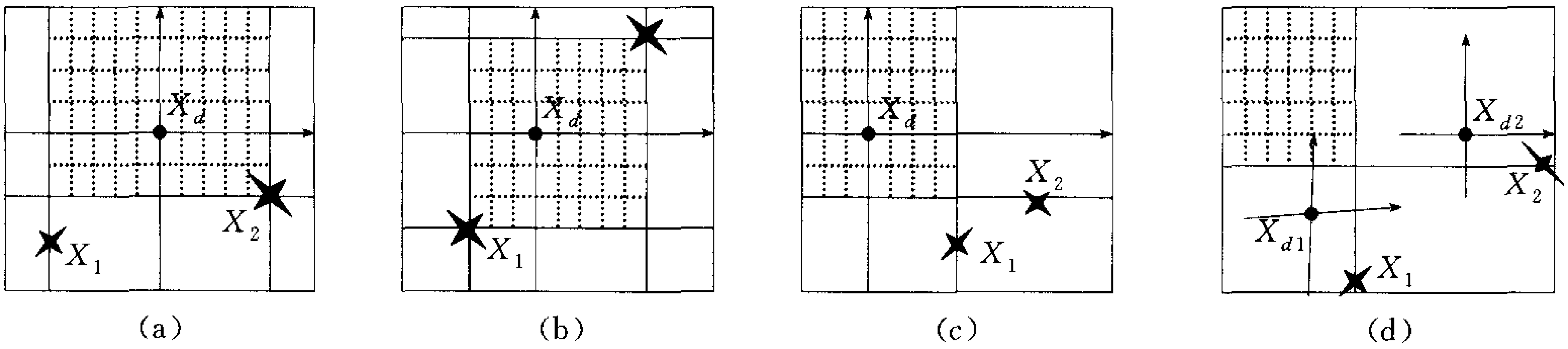


图 2 理性交叉对子代的影响(方框为整个搜索空间，阴影为交叉算子的搜索范围)

A) 当 X_1 和 X_2 具有相同的遗传信息即 $GI(X_1)_{ij}GI(X_2)_{ij}=1$，或相当于 X_1 和 X_2 在以 X_d 为坐标原点的状态空间坐标系中同相(如图 2(c)所示). 按照(3)式则有

如果 $GI(X_1)_{ij}=1\ \&\ GI(X_2)_{ij}=1$， 则$(X_d)_{ij}>\max((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})$

如果 $GI(X_1)_{ij}=-1\ \&\ GI(X_2)_{ij}=-1$， 则$(X_d)_{ij}<\min((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})$

B)当 X_1 和 X_2 具有完全相反的遗传信息即 $GI(X_1)_{ij}GI(X_2)_{ij}=-1$，或相当于 X_1 和 X_2 以 X_d 为中心相对称的方向上(如图 2(b)所示). 按照(3)式则有

$$\min((X_1)_{ij},\ (X_2)_{ij})\leqslant(X_d)_{ij}\leqslant\max((X_1)_{ij},\ (X_2)_{ij})$$

所以 $X_d\in\{X=T_{cr}(X_1,X_2)\}$且 $p(\|T_{cr}(X_1,X_2)-X_d\|<\Delta)=area(\|T_{cr}(X_1,X_2)-X_d\|<\Delta)/area(S_s)$.

C) 当 X_1 和 X_2 的遗传信息部分相同而部分相反(如图 2(a)所示). 按照(3)式则有

如果 $GI(X_1)_{ij}=1\ \&\ GI(X_2)_{ij}=1$， 则$(X_d)_{ij}>\max((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})$

如果 $GI(X_1)_{ij}=-1\ \&\ GI(X_2)_{ij}=-1$， 则$(X_d)_{ij}<\min((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})$

如果 $GI(X_1)_{ij}\cdot GI(X_2)_{ij}=-1$，则 $\min((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})\leqslant(X_d)_{ij}\leqslant\max((X_1)_{ij},(X_2)_{ij})$；亦有 $X_d\in\{X=T_{cr}(X_1,X_2)\}$ 且 $p(\|T_{cr}(X_1,X_2)-X_d\|<\Delta)=area(\|T_{cr}(X_1,X_2)-X_d\|<\Delta)/area(S_s)$.　　证毕.

由定理 2 知，在个体 X_1 和 X_2 同属一个极值点作用域时，理性交叉的结果将是在包含极值点的一个子空间内进行等概率搜索. 而如果 X_1 和 X_2 不在同一极值点作用域，则利用同样的分析方法知，亦将在一个子空间内进行等概率搜索，而且当该子空间不包含极值时，它可能与个体 X_1 和 X_2 具有很大的差别从而显示出一种“扩展”的能力(见图 2(d)).

2.3　选择、算子化规则及适应度

选择算子应配合变异和交叉的进行，为下一代进化提供合适的种群. 从理性变异的实现看，选择算子不应使已产生的最好个体丢失，但单一杰出者选择往往可能使适应度相对较低而具有很好的分布或进化趋势的个体被舍弃. 为此可据适应度和年龄制定规则来辅助选择算子的进行，这种规则称为算子化规则. 在 RGA 中可制定出各种算子化规则，来指导遗传进化的进行. 而且可以和适应度结合，使算子化规则来独立调整个体以完成某方面的性能指标，以克服因性能指标多而造成适应度定义的不适应性. 如在多机器人运动协调中，可针对运动的平稳性和避碰，制定这样的规则：

Rule i：
如果 $V_i(k)>V_i(k-1)$ & $GI(X)_{ji}=-1$
　or $V_i(k)<V_i(k-1)$
则判断采用 $k-1$ 时刻的速度是否可行
可行则用之；不可行则采用当前的速度

Rule j：
判断采用当前速度是否会碰撞
会碰撞则判断谁离交叉点近
是我则加速
不是我则减速

至此完成了按照仿人理性决策原则对传统遗传算法的改造，并称改造后的算法为理性遗传算法(Rational Genetic Algorithm). 定理 1 和定理 2 说明理性算子不仅能实现传统遗传算子的功能而且在搜索极值和扩展搜索空间方面还具有更大的能力. 此外只要算子化规则的可信度足够高，它的作用是显而易见的. 因此 RGA 必将具有更快的收敛速度. 从对传统 GA 收敛性的研究知[6,7]，传统杰出者选择 GA 是可以收敛到全局最优解的，既然 RGA 建立在传统 GA 的基础之上并包含了其全部特征，故其全局收敛性也是可以得到保障的.

3　理性遗传算法在多机器人协调运动中的应用

3.1　问题描述及求解算法

考虑确知环境下多机器人协调运动问题[8~11]，利用一定的路径生成方法[10]可首先得到连接各机器人出发点和目标点最短的、与静态障碍物无碰撞且各路径不完全重合的运动路径. 于是接下来的问题是：如何调整各个机器人的运动速度使其在运动路径确定的情况下能量最优、时间最小且无碰撞地达到目标点. 为此，定义 CMAC 神经网络用来逼近各机器人运动速度，即 $V_i(s,t)=F_{vi}(s,t)$. 函数输入为 i 号机器人当前已运动过的路径长度或时间，输出为相应的运动速度. 网络参数即由 RGA 来进行优化. 定义适应度为

$$fitness = 1/(1+k_a\cdot\|\boldsymbol{S}_d-\boldsymbol{S}_i\|)+1/(1+k_b\cdot cronum)$$

其中 $k_a,k_b>0$；$\boldsymbol{S}_d,\boldsymbol{S}_i$ 分别为 n 维向量，代表 n 个机器人期望路径长度和最终实际走过的路径长度；$cronum$ 为系统运动结束时发生碰撞事件的总次数. 当两机器人之间距离小于最小

安全距 $safe\_d$ 即碰撞. 采用算子化规则来实现运动的平稳性及快速性. 机器人运动速度限制在 0～0.5m/s 间. 算法如下.

1）随机产生 200 个个体，从中选出适应度最高的 20 个，作为开始进化的初始种群 $P(0)$. 遗传信息及个体年龄均置 1.

2）对 20 个个体分别进行理性变异.

3）对变异得到的 20 个子体计算适应度，确定各个体的遗传信息 $GI(i)$，其中 $1\leqslant i\leqslant 20$. 从第一代开始每 10 代用算子化规则对个体进行一次调整.

4）从母代中选出 10 个最好的个体与从子代中选出的 10 个最好的个体组成新种群 $P(i+1)$.

5）用母代中选出的 10 个最好的个体与子代中最差的 10 个个体随机配对进行理性交叉，用子代中最好的 10 个个体与母代中最差的 10 个个体随机配对进行理性交叉.

6）计算交叉所产生个体的适应度及其遗传信息. 如果交叉得到的个体其适应度大于其母体，则替换在新种群中的相应母体. 从第五代开始每十代用算子化规则对个体进行一次调整.

7）检验是否满足停止条件. 是，则停止进化，送出结果；否则转向 2).

3.2 仿真结果

这里给出两组 4 个机器人自由空间内协调运动的结果. 任意给定机器人初始点和目标点后，期望机器人能以最短路径、平稳且尽可能快的速度、无碰撞地到达目标点. 其中所用参数为 $k_a=1, k_b=5$； $safe_d=3.5r, r=0.3$m 为机器人半径；$a=0.8*f(X)$， $b=0.1*f(X)$；为与传统十进制编码 GA 在相同任务下具有可比性，取传统 GA 变异率 $p_m=1$， $p_c=0.5$，并具有和 RGA 同样的选择算子、规则调整效果及适应度定义.

实验 1. 协调运动见图 3(a)，R_i，R_{di}表示 i 号机器人出发点和目标点. 可看出各机器人的运动有明显的约束性. R_3 的目标点虽然在位置分布上很远，但它必须要先过 R_{d4}点才能保证安全，而 R_1 和 R_2 又须先于 R_4. 由图 3 优化结果得：1）RGA 找到了一个很好的解，运动速度较平稳，速度曲线的高速段依次出现，基本没有不必要的时间浪费，RGA 进化了 90 代适应度就达到了要求；2)从适应度曲线的对比看，传统 GA 运算到 150 代，适应度基本没有太大变化，没有找到可行解. 从而显示出 RGA 的有效性.

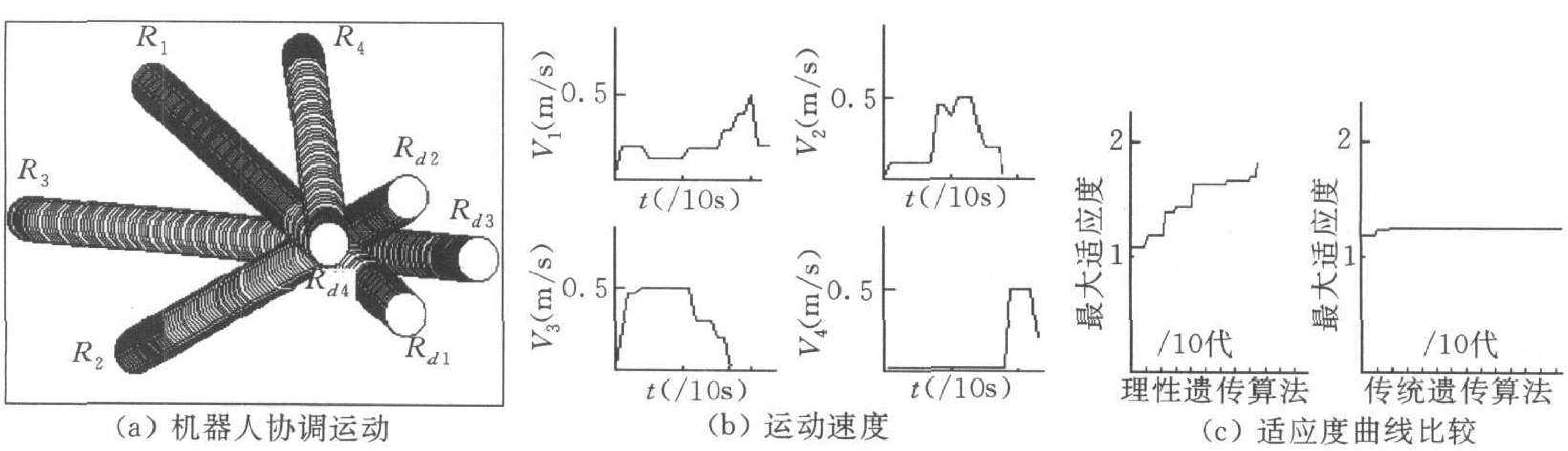
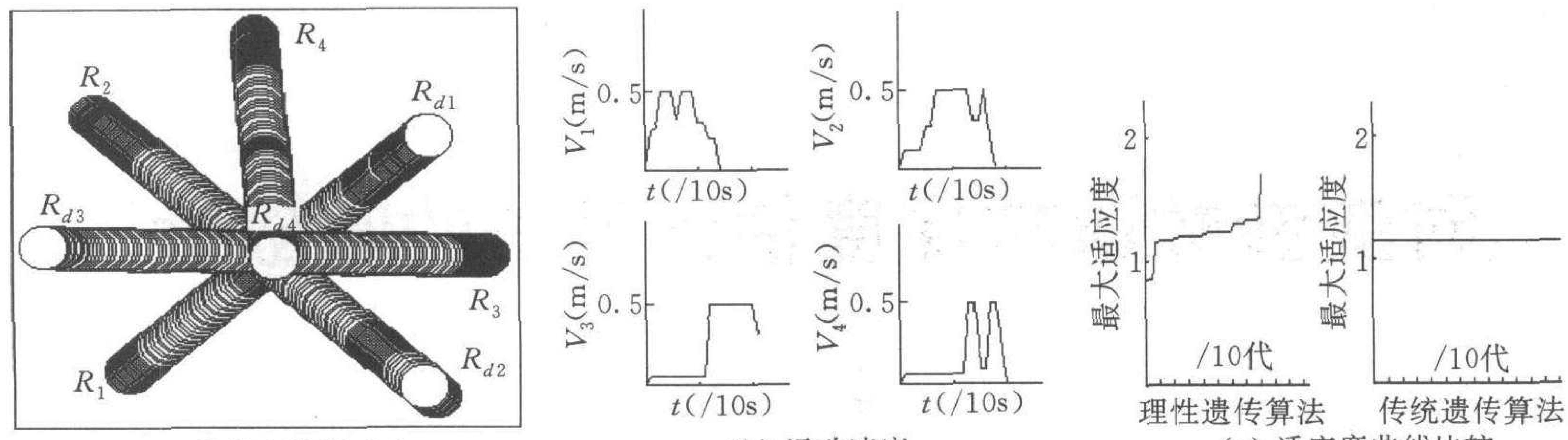


图 3 机器人自由空间内协调运动的理性运算结果及两种算法的适应度曲线比较之一

实验 2. 协调运动见图 4(a). R_1 和 R_2 除了需要相互协调外还要与迎面而来的 R_3 进行协调. 同时 R_4 又必须在最后到达其目标点. 从实验结果看，RGA 进化 81 代即找到了一个比较好的解，而传统 GA 进化了 150 代仍没结果，适应度曲线始终没有变化. 这就显示了 RGA 对可行解域的搜索能力.



(a) 机器人协调运动　　(b) 运动速度　　(c) 适应度曲线比较

图 4　机器人自由空间内协调运动的理性运算结果及两种算法的适应度曲线比较之二

4　结束语

由于增强了确定化信息的作用,RGA 较好地解决了传统 GA 在求解复杂问题时所面临的收敛慢、早熟等困难,更好地体现了自然进化中随机性与确定性对立统一的哲学思想.其核心在于进化过程中遗传信息和理性规则的建立.文中给出了 RGA 在多机器人协调运动中的应用,并与传统 GA 进行了比较.实验结果和理论分析具有很好的一致性,从而说明 RGA 的合理性和有效性.

参　考　文　献

1　Zbigniew Michalewicz. Genetic Algorithms+Data structures=Evolution Programs. Berlin: Springer-Verlag Press, 1994

2　陈根社,陈新海. 遗传算法的研究与进展. 信息与控制, 1994, **23**(4):215～222

3　Simon H A. Rationality in psychology and economics. In: Rational Choice, Chicago: University of Chicago Press, 1986. 367～386

4　Stirling W C, Goodrich M A, Frosty R L. Procedurally rational decision-making and control. *IEEE Control Systems*, 1996,66～75

5　Jong-Hwan Kim, Hong-Kook Chae, Jeong-Yul Jeon, Seon-Woo Lee. Identification and control of systems with friction using acceletated evolutionary programming. *IEEE Control Systems*, 1996,38～47

6　刘　勇,康立山,陈毓屏. 非数值并行算法——遗传算法. 北京:科学出版社,1998

7　张文修,梁　怡. 遗传算法的数学基础. 西安:西安交通大学出版社,2000

8　Cao Y U, Alex S F, Andrew B K, Frank M. Cooperative mobile robotics: Antecedents and directions. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, California: IEEE Computer Society Press, 1995. 226～234

9　Hwang Y, Ahuja N. Gross motion planning—A survey. *ACM Computing Surveys*,1992,**24**(3):220～291

10　Habib M K, Asama H. Efficient method to generate collision free paths for autonomous mobile robot based on new free space structuring approach. In: Proceedings of the 1991 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, USA: North Carolina, 1991. 367～372

11　Mirolo C, Pagello E. Local geometric issues for spatial reasoning. In: Proceedings of 1991 the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, USA: North Carolina, 1991. 569～574

景兴建　1998 年获浙江大学理学学士,现在中国科学院沈阳自动化研究所机器人学开放实验室攻读硕士学位.研究兴趣为智能计算方法、多机器人协调.

王越超　研究员,博士生导师,中国科学院沈阳自动化研究所机器人学开放实验室主任.研究兴趣为机器人控制.

谈大龙　研究员,博士生导师,中国科学院沈阳自动化研究所机器人学开放实验室学术委员会主任.研究兴趣为机器人学.