

基于协同进化的多智能体机器人路径规划^①

雷小宇¹ 杨胜跃² 张亚鸣² 樊晓平² 瞿志华³ (1.解放军理工大学理学院 江苏 南京 211101; 2.中南大学信息科学与工程学院 湖南 长沙 410075; 3.美国中佛罗里达大学 电子与计算机工程系 奥兰多 FL 32816,USA)

摘要: 协同进化是一种新兴的、简单有效的智能优化方法, 具有较好的收敛性、鲁棒性和高效性, 在多目标优化问题中得到很广泛应用。将其应用到复杂环境下多智能体机器人的路径规划中, 并设计适应度评价函数。同时, 引入一系列新的变异操作算子, 有效地对多智能体机器人规划的路径进行优化, 加速了整体的规划速度, 避免规划陷入局部最优, 从而获得多智能体系统的全局最优或次优解。最后给出了的仿真结果证明方法可行、有效。

关键词: 多智能体机器人; 路径规划; 协同进化; 遗传算法

Path Planning Research for Multi-Agent Robot Based on Co-Evolution

LEI Xiao-Yu¹, YANG Sheng-Yue², ZHANG Ya-Ming², FAN Xiao-Ping², QU Zhi-Hua³

(1.Institute of Sciences, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China; 2.College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China; 3. Department of Electrical and Computer Engineering University of Central Florida, FL 32816, USA)

Abstract: Co-Evolution is a novel, simple and effective Intelligent Optimization approach, has good convergence, robustness and efficiency in multi-objective optimization problem has been very widely used. In this paper, its application to complex environment of multi-robot path planning, and design of the fitness evaluation function. At the same time, the introduction of a new series of operator variability and effective manner to multi-robot path planning, optimization, accelerated the pace of overall planning to avoid a local optimum planning, multi-robot system in order to obtain the global optimal or sub-optimal solution. Finally, the simulation results prove the method is feasible and effective.

Keyword: multi-agent robot; path planning; co-evolution; genetic algorithm

1 引言

协同进化^[1,2](Co-evolution)是近年来针对遗传算法的不足而兴起的进化算法。它具有并行性、保持种群的多样性、避免过早收敛、较高的收敛速度, 并能扩大搜索空间的特点使其在广泛的领域得到了应用。在多智能体机器人路径规划问题中, 大量的外部和内部状态变量, 尤其是在动态环境中, 这就使路径

规划问题变得更加困难, 传统的优化方法难以解决该类的问题^[3,4]。协同进化算法在高维、非马尔可夫过程和缺乏启发性线索的问题领域中显得非常有用, 本文提出一种基于协同进化的多智能体机器人路径规划方法。

2 协同进化的基本思想

协同进化作为一种新兴的进化技术, 其借鉴生态

^① 基金项目:国家自然科学基金项目(编号:60774023);湖南省自然科学基金项目(编号:06jj5014);解放军理工大学理学院青年基金项目(QN-DZ-2009-03)

收稿时间:2010-03-17;收到修改稿时间:2010-05-06

学的种群协同理论,运用种群间的自动调节、自适应原理,各个种群相互驱使、相互影响和制约,多个种群通过适应度的关联同时进化以提高各自和全局的性能。最早提出协同进化算法是 Potter 和 De Jong, 随后,国内外许多的学者对协同进化及其应用展开了广泛的研究。Jazen 给协同进化下了一个严格的定义:协同进化是一个物种的性状对另一个物种性状的反应而进化,而后一物种的这一性状本身又是作为对前一物种性状的反应而进化。基于以上定义 Potter 设计的协同进化算法基本思想是将复杂问题解空间中的群体划分为若干子群体,每个子群体代表求解问题的一个子问题,然后所有子群体在独立进化的同时,基于信息迁移与知识共享,共同进化。

进化算法的一个核心问题就是如何评价适应度。单种群的进化算法,每个个体完整地代表了一个解,评价种群中的个体就看这个个体代表的解的好坏。当把问题分解为多个子问题时,评价子问题解的好坏就无法孤立来看,而是需要和其他子问题的解配合形成最后的解来进行评价。协同进化算法的关键正是对个体进行适应度评价时,加入对群体间交互协调的处理,对于那些有利于群体间协作而形成优秀解的个体赋予较高的适应度,而不利个体则赋予较低的适应度,使得各个群体朝着有利于相互协调适应的方向进化,从而产生最优解。

协同进化算法中最常见的协同模型有“孤岛模型”与“邻域模型”。在这两种模型中,直接将群体中划分为若干子群体,每一子群体代表解空间中的一个子区域(子空间),其中的每一个个体均代表子问题一个解。

基于以上特点,协同进化在进化过程中既充分发挥每个个体的自主能动性,又在进化中通过协作或对抗进行相互学习和自我完善,从而达到整个群体协同进化的目的。协同进化的特点恰恰与多机器人的特点相适应。于是,一些学者^[5,6]将协同进化应用于多智能体的研究中,取得了很好的效果,尤其是用协同进化研究多智能体的行为策略等。

3 基于协同进化的路径规划方法

Michael Huhns^[7]指出,关于多 agent 学习的研究使得原有的协作和学习这两个相对独立的研究领域交叉融合,并使这两个领域的研究都得到了促进。

将协同进化作为 MAS 的学习技术,可以使 Agent

个体及 MAS 学习到适应环境变化的新行为策略。在构造基于协同进化的 MAS 学习系统中,对每个负责一类基本行为控制的 Agent,都构造一个采用进化算法的行为策略种群,多 Agent 间的多个种群按照协同进化机制同时进化。每个进化种群为相应的 Agent 提供对应的行为决策。在进化中,对个体行为适应度的评价,不仅与其环境适应性有关,还必须考虑它与其它种群中的行为个体协调协作的表现。对那些有利于种群间协调协作的行为个体,赋予较高的适应度,而不利的则赋予较低的适应度。这样,行为群体就会朝着有利于相互协调适应的方向进化,从而产生全局协调协作行为。多 Agent 中协同进化的各种群能从各自的行为空间中协同地搜索适应环境的优化行为组合,形成 Agent 与环境及 Agent 之间的共同适应,涌现出智能适应和协调协作行为。

综上所述,基于协同进化的多机器人路径规划方法的基本思想为:

(1) 初始化条件

在多机器人路径规划问题中有 N 个种群 $\{Pop_1, Pop_2, \dots, Pop_N\}$ 对应于参与协作路径规划的 N 个机器人;每个种群有 m 个个体(即 m 条有效路径), $P_{i,j}$ 为第 i 个种群(机器人)的第 j 条有效路径,其由一系列基因组成的染色体编码而成,形式如式 1;

$$P_{i,j} = \{g_{i,j}^{(1)}, g_{i,j}^{(2)}, \dots, g_{i,j}^{(L_{i,j}-1)}\} \in Pop_i \quad (1)$$

M 个障碍物 $(O_1, O_2, \dots, O_M) \in CS_{Obstacle}$, $CS_{Obstacle}$ 为障碍物集。设定每个机器人的起始位置 $(q_{s1}, q_{s2}, \dots, q_{sN})$, 目标位置 $(q_{g1}, q_{g2}, \dots, q_{gN})$, 个体的基因中包含了运动路径和运动时间等信息。每个种群都以单群体独立进化的方式进行路径规划,种群间没有个体迁移或交换。在预定设置的时刻,选择出种群当前最优代表集合 $\{Re p_1, Re p_2, \dots, Re p_N\}$, 它代表了各机器人当前规划的最优运动路径。

在多种群进化过程中,以代表集合为基础,判断机器人与障碍物以及机器人之间发生碰撞的情况以及最短路径的长度,得出代表中适应度值最佳的一个个体。然后将其与单种群中的个体协同进化,随着进化不断进行,代表集合不断地更新,直至产生所需结果或强制结束为止。在每次规划结束时,根据各个种群中每个个体的路径信息,构建并且完善路径节点信息体系。

(2) 个体编码

基于协同进化的思想, 本文进行个体编码和评价函数的设计。在这里采用实值编码, 针对路径规划的特殊性对进化算子也进行设计。

在协同进化方法中, 个体由一系列节点基因 $\{x_{i1}, \mathbf{L}, x_{ik}, \mathbf{L}, x_{iLi}\}$ 组成, 节点 $x_{i,k} = (q_{i,k}, |t_{i,k}|)$ 代表机器人运动过程中经过的路径点 $q_{i,k}$ 以及两点间的路径 $g_{i,j}$ 所用的时间为 $t_{i,k}$, $g_{i,k} = [q_{i,j}, q_{i,(j+1)}]$ 是连接相邻两个路径点的直线距离。个体中包含了一条路径 $\{g_{i1}, \mathbf{L}, g_{ik}, \mathbf{L}, g_{iLi}\}$ 以及所用时间 $\{t_{i1}, \mathbf{L}, t_{ik}, \mathbf{L}, t_{iLi}\}$ 的信息。进化结束后, 种群内的最佳个体被选为该机器人实际执行的运动路径。

(3) 节点选择

初始化和协同进化过程中, 节点 $x_{i,k}$ 的相关路段 $g_{i,k}$ 的选取由随机法在栅格网络图中产生, 同时将节点信息和时间信息存储在机器人规划数据列表中。

(4) 评价函数

在设计评价函数时考虑 3 个方面的因素: 运动路径的长度 $\sum_{j=1}^L |g_{i,j}|$ 、运动时间 $\sum_{j=1}^L |t_{i,j}|$ 、以及碰撞情况(由式 4、式 5 决定)。

$$C_1(P_i) = 0 \tag{2}$$

$$C_2(P_i, P_j) = 0 \tag{3}$$

其中 $C_1(P_i)$, $C_2(P_i, P_j)$ 分别用来衡量机器人是否和障碍物和其他机器人产生碰撞。

$$C_1(P_i) = \begin{cases} 1, & \exists q \in p_i \cap q \in CS_{Obstacle} \\ 0, & \text{其它情况} \end{cases} \tag{4}$$

$$C_2(P_i, P_j) = \begin{cases} 1, & p_i \cap p_j \neq \emptyset \\ 0, & \text{其它情况} \end{cases} \tag{5}$$

在本文中回避碰问题采用惩罚函数来处理, 惩罚函数反映了缺陷解离可行区域的远近以及“修正”缺陷的代价。当前碰撞次数越多, “修正”代价越大, 所受惩罚越重, 进化中成活概率越低。

因此, 评价函数由优化目标 $|P_{i,j}|$ 和惩罚函数 $y(P_{i,j})$ 两部分组成:

$$\Phi(P_{i,j}) = e^{-[w_1|P_{i,j}| + w_2 y(P_{i,j})]} \tag{6}$$

$P_{i,j}$ 代表机器人 R_i 的第 j 个个体的运动路径, 表

示 $|P_{i,j}| = \sum_{j=1}^L (|g_{i,j}| + |t_{i,j}|)$ 运动路径的距离和时间。

$y(P_{i,j})$ 由机器人—障碍物碰撞罚函数 $y_1(P_{i,j}, O_l)$ 和机器人—机器人碰撞罚函数 $y_2(P_{i,j}, P_l^*)$ 组成保证约束条件式(式-8)和式(式-9)的实现。

$$y(P_{i,j}) = w_{po} \sum_{l=1}^M y_1(P_{i,j}, O_l) + w_{pp} \sum_{l=1, l \neq i}^N y_2(P_{i,j}, P_l^*) \tag{7}$$

$$y_1(P_{i,j}, O_l) = \begin{cases} \sum_{k^*}^N, & \exists k^*, \text{路段 } k^* \text{ 与障碍物 } O_l \text{ 产生碰撞} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \tag{8}$$

$$y_2(P_{i,j}, P_l) = \begin{cases} 1, & \text{路径 } P_{i,j} \text{ 与 } P_l^* \text{ 碰撞, } l \neq i \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \tag{9}$$

其中式 8 中 N 为机器人碰撞障碍物的个数, P_l^* 由式-10 得到:

$$P_l^* = \arg \max_k \{\Phi(P_{l,k})\} \tag{10}$$

P_l^* 作为机器人 $r_l, l=1, 2, \mathbf{L}, N$ 的有效路径的代表, 通常, 其根据适应度最佳原则从所有有效路径中选取, 适应度最高, 代表机器人 R_l 当前的最优路径。

综上所述, 路径 $P_{i,j}$ 没有发生碰撞时, 罚函数 $y(P_{i,j})$ 为零, 权值 w_1 和 w_2 用于协调优化目标和约束冲突惩罚之间的比例关系。

(5) 进化操作

在协同进化算法中种群中的各个个体根据自己的适应度值与整体最佳的代表的适应度值相比较后进行交叉、变异等进化操作, 从而获得最优或者次优路径。个体通过交叉操作在两个染色体之间交换基因片段使得机器人改变它们的路径和运动时间。

设一条有效路径 $P_{i,l} = \{g_{i,l}^{(1)}, g_{i,l}^{(2)}, \mathbf{L}, g_{i,l}^{(L_{i,j}-1)}\}$ 和另一条有效代表路径 $P_{i,s} = \{g_{i,s}^{(1)}, g_{i,s}^{(2)}, \mathbf{L}, g_{i,s}^{(L_{i,j}-1)}\}$ 选择交换第 k 段基因 $g_{i,l}^k$ 和 $g_{i,s}^k$, 于是得到两条新的路径 $P_{i,l}'$ 和 $P_{i,s}'$ 。从而路径 $P_{i,l}$ 从一系列节点

$$X_{i,l} = \{x_{i,1}^{(l)}, x_{i,2}^{(l)}, \mathbf{L}, x_{i,k-1}^{(l)}, x_{i,k}^{(l)}, x_{i,k+1}^{(l)}, \mathbf{L}, x_{i,L_{i,l}}^{(l)}\}$$

变成另一系列节点

$$X_{i,j}' = \{x_{i,1}^{(l)}, x_{i,2}^{(l)}, \mathbf{L}, x_{i,k-1}^{(l)}, x_{i,k}^{(s)}, x_{i,k+1}^{(s)}, \mathbf{L}, x_{i,L_{i,l}}^{(s)}\}$$

当然, 机器人的运动时间也随之相应的发生改变。

因此两个进行交叉操作的个体将会局部地改变了它们的路径长度和运动时间。但是，染色体的长度可能并不是均匀相等的，有可能存在部分的路径通过交叉操作并不能得到更优结果。此时，就需要通过染色体的变异操作来改变其长度，从而达到获取更优路径的目的。

根据多机器人路径规划问题的特点，有学者提出一系列的变异操作算子来解决交叉操作中的问题，变异算子用 m_i ($i=1,2,L,6$) 表示。

m_1 : 扰动算子，在一个染色体内随机改变基因的参数；

m_2 : 内部交换算子，随机选择染色体内相邻的基因进行交换，除了起始节点和终止节点；

m_3 : 交换算子，把染色体随机分裂成两部分，然后相互交换，除了起始节点和终止节点；

m_4 : 插入算子，随机地在染色体内插入一个基因；

m_5 : 删除算子，随机地在删除染色体内的一个基因；

m_6 : 平滑算子，通过“切角”法来平滑路径。

在所有变异算子中，执行 m_1 、 m_2 和 m_3 算子改变了染色体内的原始基因的参数，同时保持了基因的总数（路径的节点数）不变；而执行 m_4 、 m_5 和 m_6 算子则改变了路径总的节点数。

(6) 优化目标

多机器人路径规划的整个系统全局优化目标为：

$$\min_{P_1, P_2, L, P_N} J = \sum_{i=1}^N |P_i| \tag{11}$$

其中， $|P_i| = \sum_{j=1}^{\Delta L_{i-1}} (|g_{i,j}| + |t_{i,j}|)$ 。

下面介绍基于协同进化的多机器人路径规划方法的算法描述。

4 算法描述与仿真

基于协同进化的基本思想，对多机器人的路径规划算法描述如下：

Step 1. 机器人 R_i 种群初始化；

Step 2. 计算单个机器人的适应度值；

Step 3. 进行进化操作，产生新一代；

Step 4. 读取当前各群体的最优代表与个体协作，并评估适应度值；

Step 5. 选择出种群当前适应度最佳的一条路径作为代表存储在共享区域并通知其他机器人接受，同时，接受来自其他机器人最优代表；

Step 6. 结束条件不满足，转向 Step 3；

Step 7. 结束；

在协同进化方法中，其他机器人的进化步骤与机器人一致，所有种群通过通讯或广播接收同步信号，同一时间选出最佳个体作为自身的代表，将结果通知其它机器人。

基于以上算法描述，在硬件 Dell OPTIPLEX 320 PC 和软件 MATLAB R2007a 环境下，在窗口环境 14cm×14cm 中，取为两机器人在多障碍物环境区域运动。仿真得到的结果如图 1、图 2 所示：

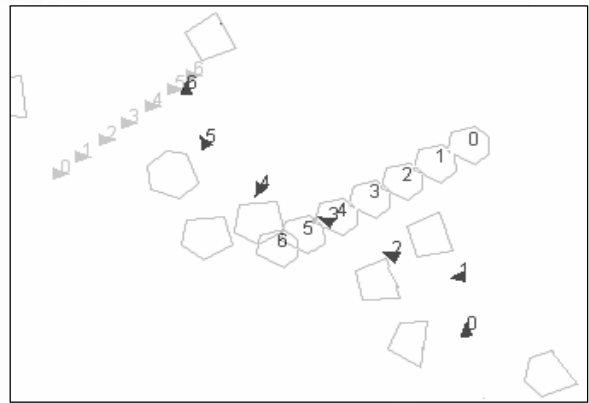


图 1 在单移动障碍环境中的两个机器人路径规划

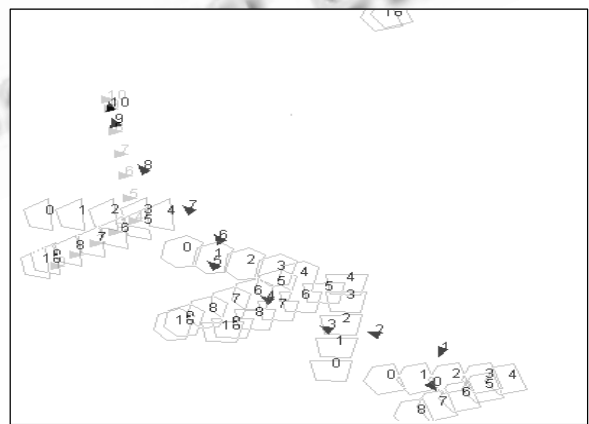


图 2 在多移动障碍环境中的两个机器人路径规划

5 结论

从仿真结果来看，相对传统进化算法，协同进化的进化速率有明显提高，其采用各个机器人独立并行进化加快了路径的规划速率；各种群的个体代表采用

最佳选择方法有效地降低了差分进化中采用随机选方法选取向量的盲目性和陷入局部最优的可能性。同时,采用及时通讯共享每个群体的最佳路径信息,使得各个机器人更容易得到全局信息,从而获得全局最优或者次优解,有效地克服了人工势场容易陷入局部最优的缺点。

总的来说,协同进化算法相比传统进化算法更多地考虑了生态系统特征,更贴近自然生态系统。协同进化能促使测试问题也得到发展,能更好的验证问题的解,也更适用于环境动态变化的问题求解。其减少了对求解问题领域知识的需求,个体适应度不再由固定适应度函数衡量,而是通过与对手直接竞争得到,从而提供了一个更鲁棒的训练环境。

尽管有诸多的优点,但协同进化方法仍有不足之处:由于在动态的环境中,多机器人系统不断协同进化,交换当前的最佳位置信息势必将对机器人之间的通信造成更大的压力、增加通信负担。因此就对智能体机器人的通信模块提出更高的要求。当然,随着网络技术,尤其是无线传感网络技术的兴起和不断发展,可以预知这个问题将会迎刃而解。

参考文献

- 1 Potter MA, Jong KAD. Cooperative Co-evolution: An Architecture for Evolving Coadapted Subcomponents. *Evolutionary Computation*, 2000,8(1):1—29.
- 2 Paul R. Wiegand, Mitch A. Potter. Robustness in Cooperative Coevolution. *Proceedings from the 2006 Genetic and Evolutionary Computation Conference*, 2006.369—376.
- 3 Gerhard Weiss. *Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*. The MIT Press. Cambridge, Massachusetts, London, England, 1999.121—161.
- 4 张亚鸣,雷小宇,杨胜跃,樊晓平,瞿志华.多机器人路径规划研究方法. *计算机应用研究*, 2008,(9):2566—2569.
- 5 焦李成,刘静,钟伟才. *协同进化计算与多智能体系统*. 北京:科学出版社, 2006.186—202.
- 6 阮怀忠,徐精明. MAS 中基于协同进化的学习. *安徽技术师范学院学报*, 2004,18(1):58—59.
- 7 Michael N. Huhns, Gerhard Weiss, Guest Editorial on Multiagent Learning. *Machine Learning*, 1998,33(2/3):123—128.