

文章编号:1001-9081(2013)05-1298-03

doi:10.3724/SP.J.1087.2013.01298

基于生物刺激神经网络的多机器人编队方法

仰晓芳, 倪建军*

(河海大学 计算机与信息学院, 江苏 常州 213022)

(*通信作者电子邮箱 njjhhuc@gmail.com)

摘要: 多机器人编队控制是多机器人协作领域的重要研究内容之一, 如何实现多机器人朝同一目标移动的同时保持队形是多机器人编队的一个热点和难点问题。针对这一问题, 提出一种新的基于生物刺激神经网络的多机器人动态编队方法, 采用基于 leader-referenced 编队模型实时计算各机器人的虚拟目标位置, 利用生物刺激神经网络进行机器人导航。最后进行仿真实验, 实验结果表明该方法在实现多机器人实时避障并保持队形的同时, 朝同一目标移动, 而且可以很快实现队形变换, 具有较好的实时性和灵活性。

关键词: 动态编队; 生物刺激神经网络; 机器人导航; 多机器人协作

中图分类号: TP24; TP18 文献标志码:A

Multi-robot formation based on biological inspired neural network

YANG Xiaofang, NI Jianjun*

(College of Computer and Information, Hohai University, Changzhou Jiangsu 213022 China)

Abstract: Multi-robot formation control is an important issue in the multi-robot cooperation field. It is a hot and difficult problem to achieve multi-robot dynamic formation while making them move toward the same target. Concerning this problem, a new biological inspired neural network based approach for multi-robot formation was proposed in this paper. In the proposed approach, a leader-referenced formation model was used to calculate the virtual target location for each robot in real-time, and a biological neural network was used to realize multi-robot navigation. Finally, some simulation experiments were carried out. The experimental results show that the proposed approach has some good performances, such as the real-time obstacle avoidance, keeping formation and moving toward the same target. Furthermore, multi-robots can change the formation quickly, which proves the real-time and intelligence of the proposed approach.

Key words: dynamic formation; biological inspired neural network; robot navigation; multi-robot cooperation

0 引言

多机器人动态编队是指多个机器人保持某一队形并运动到达目的地, 在这一过程中要能实现不同队形的转变, 同时要实现自主避障。多机器人编队的研究具有重要理论和应用价值, 在军事、航空航天、搜救、探测、灾害处理等方面多机器人编队都具有广阔的应用前景, 并且多机器人编队控制的研究是多机器人协作领域的重要内容之一。

目前, 多机器人编队方法主要有基于行为的方法^[1]、虚拟结构法^[2]、基于 leader-referenced 方法^[3]等。但是这些算法都具有一定的局限性, 例如: 基于 leader-referenced 方法很难保持队形不变, 基于行为的方法自身的稳定性较差, 基于虚拟结构法则仅适用于无障碍环境。针对这些缺点, 很多改进的方法被提出来, 如文献[4]通过构建虚拟机器人实现领航机器人与跟随机器人之间系统的对接, 从而完成多机器人编队的任务; 文献[5]采用一种集成的方法, 将任务分配算法与基于行为的方法相结合实现机器人编队; 文献[6]提出一种基于 leader-referenced 方法和行为法相结合的混合编队算法, 利用粒子群优化算法对行为参数进行优化, 使多机器人编队效

果更优。这些方法都是从编队策略上进行改进, 并未从根本上解决多机器人动态编队中稳定性和灵活性这两个难题。

针对上述问题, 本文提出一种全新的基于生物刺激神经网络的多机器人动态编队方法, 通过构建机器人虚拟目标位置, 并利用生物刺激神经网络进行机器人导航^[7-8], 从而实现多机器人动态编队。最后, 通过仿真实验证了该方法的有效性。

1 基于生物刺激神经网络多机器人动态编队

多机器人动态编队问题的本质其实是动态环境下多机器人的导航问题。因此, 本文将基于生物刺激神经网络的机器人导航方法引入到多机器人编队问题中来。首先随机选取一个领航机器人, 然后利用基于 leader-referenced 算法来计算队形中各跟随机器人的虚拟目标位置, 最后利用生物刺激神经网络对各机器人进行导航。通过该方法实现多机器人动态编队的同时, 各机器人都可以自主避障, 并朝同一目的地运动。

1.1 各机器人目标位置的确定

当任务下达给多机器人系统时, 随机确定一个机器人为领航机器人, 该机器人的目标位置即为整个多机器人系统最

收稿日期: 2012-11-12; 修回日期: 2012-12-18。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61203365); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2012149); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2011B04614)。

作者简介: 仰晓芳(1989-), 女, 安徽池州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 多机器人编队; 倪建军(1978-), 男, 安徽黄山人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 神经网络、多机器人系统。

终需要到达目的地的位置坐标,记为 $T_0 = (x_0, y_0)$ 。

假设领航机器人的当前位置坐标为 (x_0, y_0) , 则各跟随机器人的虚拟目标位置可以根据 leader-referenced 编队模型进行计算得到。机器人编队的基本队形有一字队形、纵队队形、楔形队形以及菱形队形, 机器人实际编队过程中, 根据任务或环境变化而改变的其他队形是由这几种队形变形过来的^[9-10]。这里以楔形队形为例进行说明, 若 i 为偶数, 则第 i 个跟随机器人 R_i 的虚拟目标位置 T_i 为:

$$\begin{cases} x_i = x_0 + i/2 \times \gamma \times \cos(\beta + (-1)^{i-1} \times \alpha) \\ y_i = y_0 + (-1)^{i-1} \times i/2 \times \gamma \times \sin(\beta + (-1)^{i-1} \times \alpha) \end{cases} \quad (1)$$

若 i 为奇数, 则第 i 个跟随机器人 R_i 的虚拟目标位置 T_i 为:

$$\begin{cases} x_i = x_0 + (i-1)/2 \times \gamma \times \cos(\beta + (-1)^i \times \alpha) \\ y_i = y_0 + (i-1)/2 \times \gamma \times \sin(\beta + (-1)^i \times \alpha) \end{cases} \quad (2)$$

其中: α 为队形的方向角, β 为队形的夹角, γ 为相邻机器人间的距离。

根据上述方法, 可以得到多机器人系统中所有机器人的实时目标位置坐标集合为:

$$\Omega = \{T_0, T_1, \dots, T_n\} \quad (3)$$

1.2 基于生物刺激神经网络的机器人导航

基于生物刺激神经网络的机器人导航算法的基本思想^[11-12]是将整个环境看成是一个基于神经网络的导航地图, 将该环境空间离散化, 每一个离散点即是一个神经元, 神经元的活性值由下式计算:

$$\frac{ds_i}{dt} = -As_i + (B - s_i)\left([I_i]^+ + \sum_{j=1}^k w_{ij}[s_j]^+\right) - (D + s_i)[I_i]^- \quad (4)$$

其中: s_i 表示第 i 个神经元的活性值; $[s_j]^+$ 表示与该神经元相邻的第 j 个神经元对它的激励; k 表示与该神经元有连接的神经元个数, w_{ij} 表示连接权值; A 为正常数; B, D 为神经元活性值的上、下界; I_i 为第 i 个神经元的外部输入, $[I_i]^+$ 和 $[I_i]^-$ 分别表示求解刺激性输入和抑制性输入的阈值函数, 其计算公式如式(5)。

$$I_i = \begin{cases} E, & \text{目标} \\ -E, & \text{障碍物或其他机器人} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中 E 是一个远大于 B 的常数。连接权值 w_{ij} 的计算公式如下:

$$w_{ij} = \begin{cases} u/a, & 0 \leq a \leq r \\ 0, & a \geq r \end{cases} \quad (6)$$

其中: a 表示第 i 个神经元到第 j 个神经元之间的欧几里得距离, u 和 r 都是正数。

根据该算法可以保证在有障碍物的地方, 神经元的活性值最小, 而在目标的位置, 神经元的活性值最大, 这样就可以根据神经元的动态活性值的大小来对机器人进行导航, 具体过程如下:

$$(\theta_{R_i})_{t+1} = \text{angle}(p_{R_i}, p_n) \quad (7)$$

$$p_n \leftarrow s_{p_n} = \max\{s_j, j = 1, 2, \dots, k\} \quad (8)$$

其中: $(\theta_{R_i})_{t+1}$ 是机器人下一步行动的方向角, $\text{angle}(p_{R_i}, p_n)$ 是计算机器人当前位置 p_{R_i} 和神经元 p_n 两点间夹角公式, 而 p_n

是机器人探测范围内所有神经元中动态活性值最大的那个。机器人的运动模型为:

$$\begin{cases} (x_{R_i})_{t+1} = (x_{R_i})_t + v_{R_i}\Delta t \cos(\theta_{R_i})_t \\ (y_{R_i})_{t+1} = (y_{R_i})_t + v_{R_i}\Delta t \sin(\theta_{R_i})_t \end{cases} \quad (9)$$

其中: $(x_{R_i})_t, (y_{R_i})_t$ 表示机器人 R_i 在 t 时刻的位置; v_{R_i} 表示机器人 R_i 速度的大小, 单位为 m/s。

这样根据机器人的实时目标位置坐标集合 Ω , 再结合上述生物刺激神经网络导航算法, 可以确保机器人的运动轨迹是一条能自动绕开障碍物, 且不会与其他机器人相撞, 又能快速到达所要求的编队位置的最佳路径; 并且整个系统在保持队形的同时, 将随着领航机器人一起向最终目标位置前进。整个算法的基本步骤如下:

- 1) 任务下达, 确定领航机器人;
- 2) 根据 leader-referenced 编队模型计算得到各跟随机器人的虚拟目标位置;
- 3) 通过无线通信设备将虚拟目标位置发送给每个跟随机器人;
- 4) 各机器人根据自己的目标位置, 利用生物刺激神经网络进行导航;
- 5) 如果要求改变队形, 返回 2);
- 6) 所有机器人到达目标位置, 任务结束。

整个算法的流程如图 1 所示。

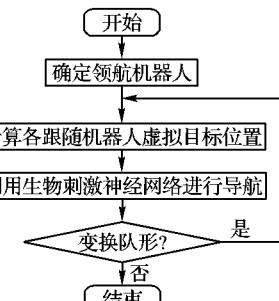


图 1 算法流程

2 仿真实验

本文利用 Matlab 编程, 对上述算法进行仿真验证。各机器人能感知自己的位置信息, 并通过无线通信设备获取其他机器人的位置信息。本实验环境设为 $40 \text{ m} \times 40 \text{ m}$ 的矩形区域, 环境中机器人、目标、障碍物分别用圆点、三角形、方框表示, 如图 2 所示, 实验中的参数具体设置如表 1 所示。本文分别进行了队形保持及队形变换两个仿真实验。

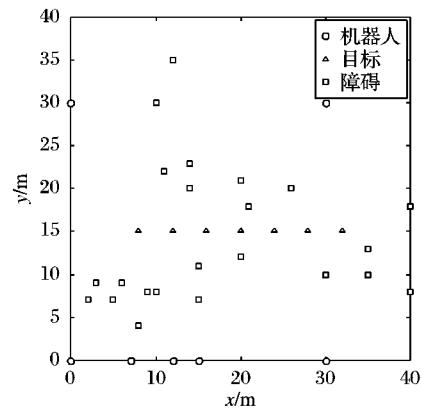


图 2 仿真环境图

表 1 实验参数

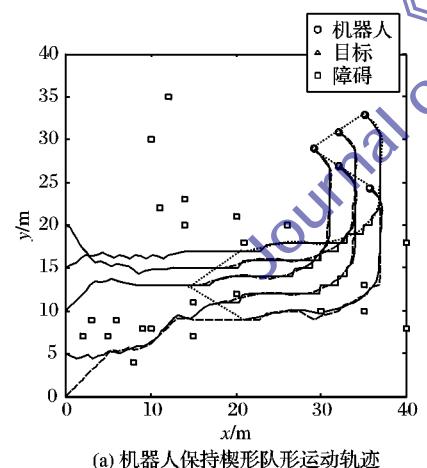
参数	取值	备注
A	15	神经元活性值的衰减率
B	1	神经元活性值的上限
D	-1	神经元活性值的下限
E	100	远大于 B 的正常数
u	1	常数
r	$\sqrt{2}$ m	机器人传感器侦测范围
v_{R_i}	1.0 m/s	机器人运动的初始速度

2.1 队形保持仿真

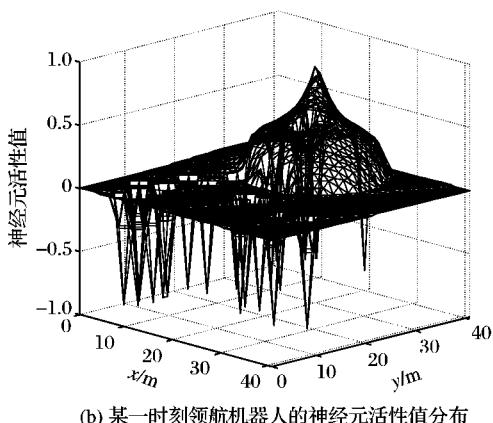
为了测试本文所提方法在队形形成以及运动过程中的队形保持方面的性能,进行本实验。实验中有 5 个机器人,机器人的初始位置都在 y 轴上,起始坐标分别是(0,0)、(0,5)、(0,10)、(0,15) 和(0,20)。

在这个实验中,首先确定机器人队形,当编队完成后,整个机器人队伍以一定队形直线运动,然后沿一定的弧度拐弯。这里仍然以楔形队形进行测试,相关编队参数为 $\alpha = 0$, $\beta = \pi/3$, $\gamma = 4$ 。机器人的初始位置、环境信息以及多机器人系统的运动轨迹如图 3(a)所示,图 3(b)是某一时刻用于领航机器人的生物刺激神经网络的神经元活性值分布图。

从图 3(a)可以看出,利用本文所提方法,机器人可以很快完成编队任务,并且可以很稳定地保持该队形进行运动,可以实时避障和拐弯。图 3(b)表明在障碍物位置神经元活性值最小,而在目标位置神经元活性值最大。该仿真结果表明本文所提方法可以有效解决传统的基于 leader-referenced 方法保持队形困难的问题。



(a) 机器人保持楔形队形运动轨迹

(b) 某一时刻领航机器人的神经元活性值分布
图 3 保持队形仿真结果

2.2 队形变换仿真

为了进一步测试本文所提方法的性能,开展队形变换仿真实验。在本次实验中有 4 个机器人,机器人的起始位置都设在原点处,坐标为(0,0)。在本次实验中机器人先按要求在指定目标位置(15,10)形成纵队队形,然后整体向右移动,到达一定位置时(本次实验中为仿真的第 30 步),下达变换队形指令,这里是让整个机器人的队形变为菱形,相应的队形参数为 $\beta = \pi/2$, $\gamma = 2$, 其中 β 为队形的夹角, γ 为菱形内切圆的半径。仿真结果如图 4 所示。

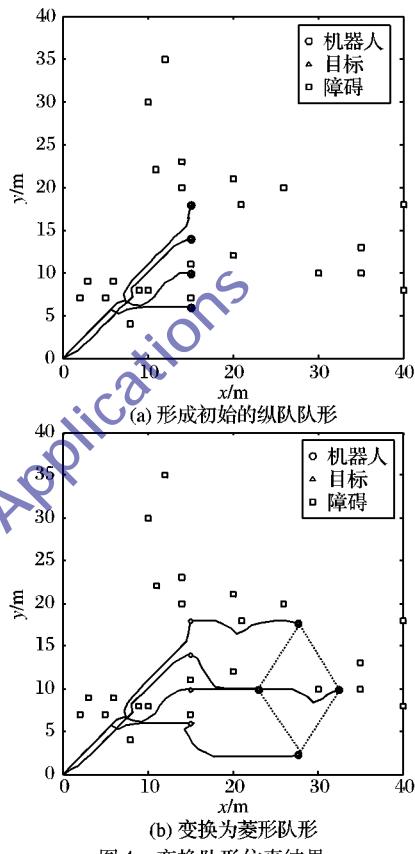


图 4 变换队形仿真结果

实验结果表明采用本文所提方法,机器人可以在实现自主避障的同时,快速实时地变换不同的队形,具有变换快速,形成队形稳定的特点。

3 结语

本文研究了多机器人动态编队问题,提出一种全新的基于生物刺激神经网络的方法。在该方法中,采用基于 leader-referenced 编队模型实时计算各跟随机器人的虚拟目标位置,然后采用生物刺激神经网络方法进行机器人编队导航,最终完成机器人编队任务。仿真实验结果表明,该方法克服了传统机器人编队方法的不足,具有较好的性能,不仅能实现机器人自主避障,而且可以快速形成稳定的队形,且可以实时完成队形的变换。本文所提方法可以扩展到实际应用中,不需对算法做任何改动,只要将程序写入各携带传感器及通信设备的机器人中,各机器人就能自主完成编队任务。

参考文献:

- [1] LAWTON J R T, BEARD R W, YOUNG B J. A decentralized approach to formation maneuvers [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2003, 19(6): 933 – 941.

(下转第 1304 页)

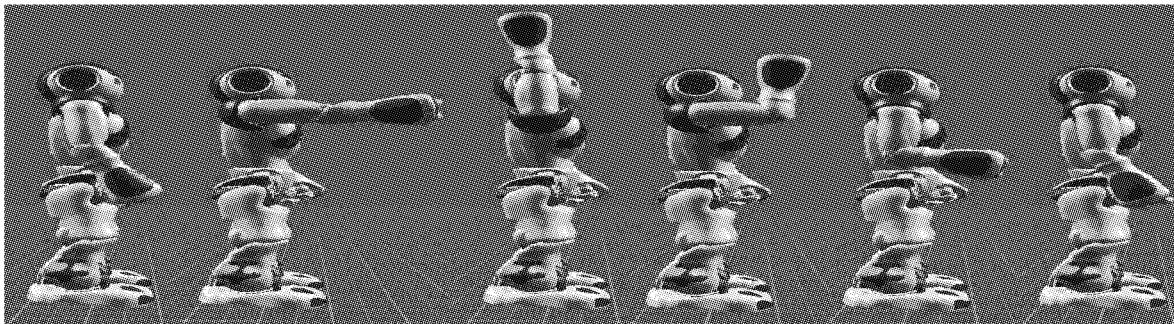


图 6 机器人举右手仿真图

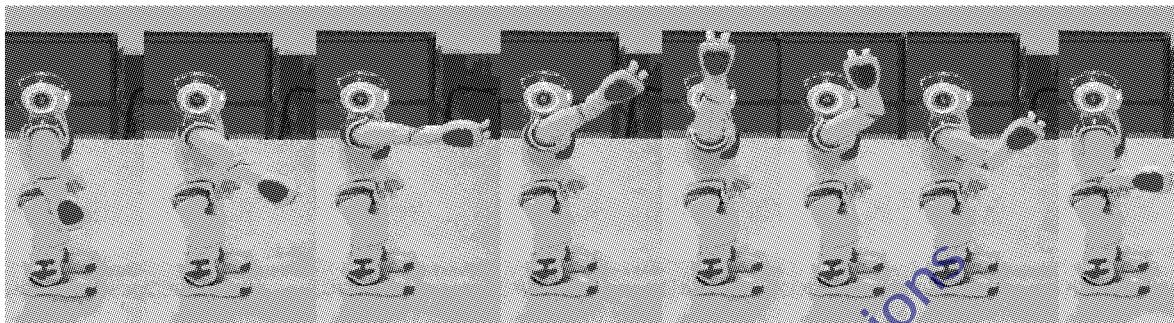


图 7 机器人实际举右手

参考文献:

- [1] 赵晓军, 黄强, 彭朝琴, 等. 基于人体运动的仿人型机器人动作的运动学匹配[J]. 机器人, 2005, 27(4): 358 - 361.
- [2] 柯文德, 崔刚, 洪炳榕, 等. 参数化优化的仿人机器人相似性前向倒地研究[J]. 自动化学报, 2011, 37(8): 1006 - 1013.
- [3] ARISTIDOU A, LASENBY J. Motion capture with constrained inverse kinematics for real-time hand tracking[C]// The 4th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1 - 5.
- [4] CONNAGHAN D, CONAIRE O, KEUY P, et al. Recognition of tennis strokes using key postures[C]// ISSC 2010: Signals and Systems Conference. Piscataway: IEEE, 2010: 245 - 248.
- [5] HSIEH J W, CHEN S Y, CHUANG C H, et al. Occluded human body segmentation and its application to behavior analysis[C]// Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway: IEEE, 2010: 3433 - 3436.
- [6] HSIEH J W, CHUANG C H, CHEN S Y, et al. Segmentation of human body parts using deformable triangulation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2010, 40(3): 596 - 610.

- [7] 谷军霞, 丁晓青, 王生进. 基于人体行为 3D 模型的 2D 行为识别[J]. 自动化学报, 2010, 36(1): 46 - 53.
- [8] SUTTON R S, PRECUP D, SINGH S. Between MDPs and semi-MDPs a framework for temporal abstraction in reinforcement learning [J]. Artificial Intelligence, 1999, 112(1): 181 - 211.
- [9] DIETTERICH T G. Hierarchical reinforcement learning with the MAXQ value function decomposition[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2000, 13(1): 227 - 303.
- [10] BARTO A G, MAHADEVAN S. Recent advances in hierarchical reinforcement learning[J]. Discrete Event Dynamic Systems, 2003, 13(1/2): 41 - 77.
- [11] 沈晶, 刘海波, 张汝波, 等. 基于半马尔可夫对策的多机器人分层强化学习[J]. 山东大学学报: 工学版, 2010, 40(4): 1 - 7.
- [12] 沈晶. 分层强化学习方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2006.

(上接第 1300 页)

- [2] YUAN J, TANG G Y. Formation control for mobile multiple robots based on hierarchical virtual structures [C]// 2010 8th IEEE International Conference on Control and Automation. Piscataway: IEEE, 2010: 393 - 398.
- [3] GHOMMAM J, MEHRJERDI H, SAAD M. Leader-follower formation control of nonholonomic robots with fuzzy logic based approach for obstacle avoidance [C]// 2011 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE, 2011: 2340 - 2345.
- [4] 张玉礼, 吴怀宇, 程磊. 基于领航者模式的多机器人编队实现[J]. 信息技术, 2010(11): 17 - 23.
- [5] VIGURIA A, HOWARD A M. An integrated approach for achieving multirobot task formations [J]. IEEE Transactions on Mechatronics, 2009, 14(2): 176 - 186.
- [6] 张捍东, 黄鹏, 岑豫皖. 改进的多移动机器人混合编队方法[J]. 计算机应用, 2012, 32(7): 1955 - 1964.

- [7] NI J J, YANG S X. Bioinspired neural network for real-time cooperative hunting by multirobots in unknown environments [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(12): 2062 - 2077.
- [8] YANG S X, MENG M. Neural network approaches to dynamic collision-free trajectory generation [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2001, 31(3): 302 - 318.
- [9] 张颖, 陈雪波. 广义蚁群算法及其在机器人队形变换中的应用[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(3): 319 - 324.
- [10] 梁家海. 移动机器人编队的运动控制策略[J]. 计算机应用, 2011, 31(12): 3312 - 3314.
- [11] QU H, YANG S X, WILLIAMS A R, et al. Real-time robot path planning based on a modified pulse-coupled neural network model [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(11): 1724 - 1739.
- [12] 范莉丽, 王奇志. 改进的生物激励神经网络的机器人路径规划[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(4): 19 - 21.