

基于动态预测目标轨迹和围捕点的 多机器人围捕算法

胡 俊^{1,3}, 朱庆保^{2,3}

(1. 南京师范大学数学科学学院, 江苏南京 210000;

2. 南京师范大学计算机科学学院, 江苏南京 210000;

3. 江苏省信息安全保密技术工程研究中心, 江苏南京 210000)

摘 要: 为使围捕机器人快速地对围捕移动目标, 提出了一种基于动态预测目标轨迹和围捕点的多机器人围捕算法. 随着目标的移动, 动态更新采样点, 用多项式拟合预测短期内目标可能到达的位置, 并建立目标的安全域以禁止围捕机器人进入, 从而避免目标主动逃逸. 采用协商法为各机器人分配合适的期望围捕点, 各机器人采用多侦查蚁协作算法迅速前往期望围捕点从而最终实施围捕. 仿真实验结果表明: 多机器人应用本算法可在复杂的障碍物环境中快速准确的围捕轨迹未知的移动目标, 效果令人满意.

关键词: 多机器人围捕; 动态预测; 多侦查蚁协作; 安全域; 期望围捕点

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 11-2480-06

A Multi-Robot Hunting Algorithm Based on Dynamic Prediction for Trajectory of the Moving Target and Hunting Points

HU Jun^{1,3}, ZHU Qing-bao^{2,3}

(1. School of Mathematic Science, Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210000, China;

2. School of Computer Science, Nanjing Normal University, Nanjing, Jiangsu 210000, China;

3. Jiangsu Research Center of Information Security and Confidential Engineering, Nanjing, Jiangsu 210000, China)

Abstract: In order to fast surround the moving target by hunting robots, a multi-robot hunting algorithm based on dynamic prediction for the trajectory of the moving target and hunting points is proposed. With moving of the target, sample points are updated dynamically to predict possible position of the target in a short period of time by using the fitting of a polynomial, and the safe domain of the moving target, which is a denied area for the hunting robots, is built to avoid the target's escape when it detects robots. The method of negotiation is adopted to allocate appropriate desired hunting point for each robot. Then robots approach desired hunting points rapidly by means of multi-scout ant cooperation algorithm so as to achieve the hunting of the moving target. The simulations show that hunting robots can surround the moving target of which the trajectory is unknown rapidly and accurately by the algorithm in the environment with complex obstacles and the results obtained is satisfactory.

Key words: multi-robot hunting; dynamic prediction; multi-scout ant cooperation; safe domain; desired hunting point

1 引言

近年来, 机器人越来越多的应用在不同领域. 随着机器人执行任务的复杂性不断增加, 多机器人系统逐渐成为机器人发展的重要研究主题, 如多机器人定位、覆盖、目标跟踪、围捕等问题^[1~9]. 其中, 多机器人围捕是考察多机器人系统协作鲁棒性的一种常用方法. 近年来, 此类问题引起了很多学者的关注. 王巍等以势场栅

格法为基础探讨了多机器人围捕动态目标的策略, 提出了“虚拟范围”的概念^[2], 减少了动态规划的次数, 提高了围捕速度, 然而围捕环境比较空旷, 当障碍数目增多时, 规划可能失败. 文献^[3]以多机器人围捕为研究对象分析了成功围捕目标的临界条件, 设计了当围捕机器人速度小于目标时的伏击方案, 但围捕成功率得到提高仅当目标已进入包围圈时才能实现, 没有探讨围捕机器人如何从远处逼近目标的问题. 裴惠琴等提出了一种规模

可扩展的机器人团体围捕目标的切换式策略^[4],各机器人通过数目优势对目标进行协作围捕,以克服其速度上的劣势.该围捕算法假定目标轨迹始终是直线,对目标的位置进行预测,进而采取相关围捕策略.该预测方法仅适用于目标轨迹为直线的情况,当其轨迹为任意曲线时则不再适用.

另外,围捕任务中各围捕机器人一般先通过探测来获取目标的当前位置信息,进而采用相关路径规划算法向测得的目标的实时位置行进^[5].该方法虽能最终实现围捕,但是一种被动跟踪,没有先验性,是一种闭环方法,机器人一般是沿着目标的轨迹跟踪,不能实现提前拦截式围捕,效率不高,而且围捕过程中容易使目标在感知范围内发现围捕机器人而主动逃逸,从而增加了围捕任务的难度和复杂性.因此多数文献采用另一类方法,即对目标的轨迹进行预测,使各围捕机器人直接向预测的位置前进.例如文献^[10]采用卡尔曼滤波方法实现了目标预测跟踪;文献^[11]利用神经元预测实现了对机器人的运动控制,这些方法可有效的预测出目标未来的近似轨迹,但普遍存在运算过程复杂、收敛速度慢等缺点,当目标的轨迹未知或动态改变时,预测的准确性会大幅下降,难以满足围捕任务的实时性要求.针对这些不足,我们提出了一种基于动态预测目标轨迹和围捕点的多机器人围捕算法.该算法对目标轨迹进行采样,采用基于最小二乘法的多项式滑动拟合方法,动态预测出短期内目标可能到达的位置.为避免目标在其感知范围内发现围捕机器人而主动逃逸,根据预测位置及目标的感知半径构造一个安全围捕区域(以下简称安全域),并在域边界确定出数目与围捕机器人相同的期望围捕点,再按一种优化策略将它们分配给相应的围捕机器人,机器人通过我们已提出的多侦查蚁协作算法(Multi-scout Ants' Cooperation Algorithm,以下简称 MSAC 算法)快速规划出到各自期望围捕点的优化避碰路径,并前进若干步.随着目标的移动,更新轨迹采样点并重新预测目标位置和各期望围捕点等,此过程不断重复,使各围捕机器人不断逼近目标,直至它们均到达各自期望围捕点时,围捕任务结束.

大量的计算机仿真实验结果表明,该算法执行简单有效.在复杂的障碍环境中,多个围捕机器人可以在安全避障的同时迅速准确地逼近移动目标,最终完成围捕,效果令人满意.

2 问题描述

本文采用直观、计算简单的栅格法对环境建模.设有 n 个围捕机器人对移动目标进行围捕,用 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 表示 n 个围捕机器人的集合, E 表示移动目标.

由围捕临界条件可知,完成围捕至少需要 3 个围捕机器人^[3],因此本文采用 3 个机器人对目标实施围捕,并将成功围捕的条件定义为:当各围捕机器人均匀分布在目标周围且小于规定距离时,即认为围捕成功,如式(1).其中, d_i 为 p_i 与 E 之间的距离. d 为设定的距离常数, α_i 为 p_i 和 $p_{(i+1) \bmod 3}$ 与 E 之间的夹角.

$$\begin{cases} d_i < d \quad (\forall p_i \in P) \\ \sum_i |\alpha_i - 360^\circ/n| < 45^\circ \end{cases} \quad (1)$$

3 基于多项式拟合的目标轨迹动态预测算法

3.1 移动目标轨迹预测原理

最小二乘法^[12]是经典的参数估计方法,它计算快速简单,因此本文采用基于最小二乘的多项式拟合模型去逼近目标轨迹,并对算法进行了优化,以提高预测的精度和速度.

设目标最近走过的位置中,有 k 个相异点分别记为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k)$,求一个 $m (m < k)$ 次多项式 $P(x)$,使它在点 x_i 上的取值尽量接近 $y_i (i = 1, 2, \dots, k)$,设所求的多项式为

$$P(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_mx^m = \sum_{j=0}^m a_jx^j \quad (m < k) \quad (2)$$

由最小二乘法可以求得系数矩阵 A ,由 a_0, a_1, \dots, a_m 来预测目标在未来时刻 n 的位置 $Z_{k+n} = \sum_{j=0}^m a_jx_{k+n}^j$.基于最小二乘法的多项式拟合方法是一种常用方法,因此本文略去系数矩阵 A 的具体推导过程.

3.2 动态滑动采样轨迹预测

一般意义上,预测是根据足够的样本建立预测模型来预见未来的值.由于本文假设目标轨迹是未知的,所以目标在未来短期内的轨迹只与当前位置和此前一段历史轨迹点有关,而与更远的轨迹没有直接联系.根据这一思想,对目标的运动轨迹实时采样获取 k 组数据,用多项式法拟合出目标的轨迹,并假定目标在短期内仍沿此轨迹行进,在轨迹上取第 m 个位置点,作为目标可能到达的位置(若 m 的取值过小达不到期望的预测效果,反之 m 取值过大则会降低预测准度,因此其适宜取值是根据实验经验最终确定).随着目标的移动,

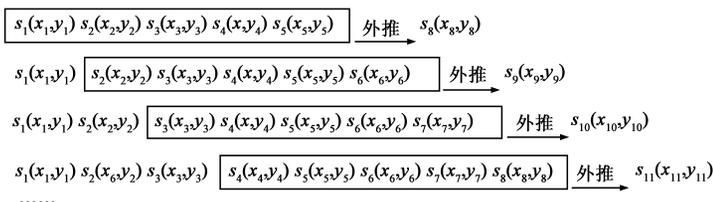


图1 动态滑动采样模型示意图

动态更新采样数据,重新拟合并预测目标位置.该方法的优点是无需大量的历史测量值,即使目标的实际轨迹是一种缓慢变化的时变过程,预测的轨迹也能随目标的移动不断修正,实现动态预测.以 $m = 3$ 为例,动态滑动采样轨迹预测的模型如图 1 所示,实线方框为轨迹点采样窗口,随着目标的移动,不断用新的采样点替换旧的采样点,即表现为采样窗口的动态滑动.

4 基于动态预测目标轨迹和围捕点的多机器人围捕算法

4.1 目标安全域的建立

围捕任务中,当目标在其感知范围内探测到围捕机器人时具有逃逸能力^[6],这时围捕机器人需要在目标不断逃逸的竞争模式下进行围捕.为避免这种复杂的博弈行为,定义 1 给出了目标安全域的概念.当围捕机器人沿着规划路径前进且均未到达期望围捕点前,安全域被视为各机器人的禁入域,以避免目标发现机器人而主动逃逸.

定义 1 以目标当前位置为中心,其感知距离为半径建立的区域称为目标的安全域,记为 $DM_{safe}(E) = \{g \mid g \in AS, d(g, E) \leq r\}$. (理论上安全域是一个圆形区域,但本文建模采用栅格法,为了便于描述,以下用一个正方形区域来近似表示.)

4.2 期望围捕点的确定

当某个围捕机器人首先探测到目标时,该机器人对目标实际轨迹进行采样,并预测出短期内目标可能到达的位置,首先建立 4.1 节所述的安全域,再在安全域的边界根据规则确定相应的期望围捕点.示意图如图 2 所示.图中实线框为目标的安全域边界,在边界上的空白栅格中,选择与目标的预测方向相交的栅格(若相交点落在障碍物栅格上,则在安全域边界上选择一个离其最近的空

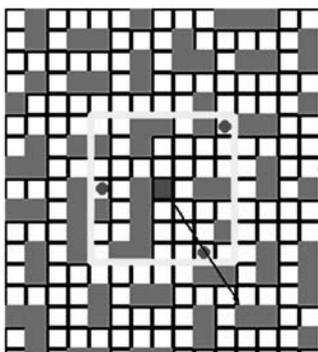


图2 目标物的期望围捕点示意

白栅格替代)作为第一个期望围捕点,其他期望围捕点根据式(3)的规则确定.安全域中央的实心栅格和箭头代表目标在短期内可能到达的位置及其运动方向,边界上的各实心圆点即为确定的期望围捕点.

$$\text{Min} \{ \theta \mid \theta = \Delta\theta_1 + \Delta\theta_2 + \Delta\theta_3, \Delta\theta_1 = \angle c_3 c_1 c_2 - \angle c_1 c_2 c_3, \Delta\theta_2 = \angle c_1 c_2 c_3 - \angle c_2 c_3 c_1, \Delta\theta_3 = \angle c_2 c_3 c_1 - \angle c_3 c_1 c_2 \} \quad (3)$$

4.3 期望围捕点的分配

当期望围捕点确定后,应该解决如何分配的问题.已有的方法存在着一些不足,例如文献[9]引入了“夹角最小”原则,即根据目标到势点及其到机器人这两条直线间夹角最小的原则分配势点,如图 3 所示.但我们发现运用该原则时会出现分配“死锁”的情况,如图 4 所示,期望围捕点 c_2 同时被分配给了围捕机器人 P_2 和 P_3 ,使得围捕任务无法继续.针对此现象,文献[4]提出了“距离最近”原则,这是一种贪心原则,各机器人选择与其当前位置距离最近的期望围捕点进行匹配,但可能得不到最优分配.如图 5, c_1, c_2, c_3 依次匹配给离其最近的机器人,最终, P_3 与 c_3 匹配,使得它们之间的路径长度比其它机器人到其围捕点的长度长很多,从而使各围捕机器人到达期望围捕点的时间差变大,影响围捕任务的实时性和效率.一种适宜的策略应是各机器人到达围捕点的时间最为相近,因此提出了一种“协商分配法”,一方面使各机器人均匀分布在目标周围,即夹角最小;另一方面使各机器人到达围捕点的时间差最小.步骤如下:

Step1 初始化 $i = 1$, 设 N_p 为围捕机器人集合 P 的大小, N_c 为期望围捕点集合 C 的大小, 即 $N_p = |P|, N_c = |C|$.

Step2 对围捕机器人 p_i , 计算其到集合 C 中所有待分配期望围捕点的距离 $D_{ij} (j = 1, 2, \dots, N_c)$, 并记录离其最近的期望围捕点 c_{is} , 暂时将 c_{is} 与 p_i 匹配.

Step3 $i++$; 若 $i \leq N_p$, 则转 **Step2**, 否则令 $j = 1$ 并向下执行.

Step4 对于集合 C 中的期望围捕点 c_j , 与之临时匹配的围捕机器人数记为 M_j , 共有三种情况:

Case1 若 $M_j = 1$, 则该点匹配成功, 记录下围捕

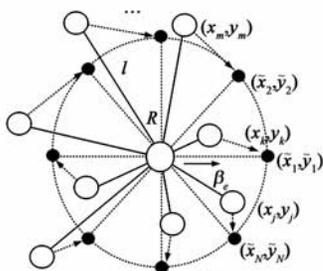


图3 “夹角最小”分配原则

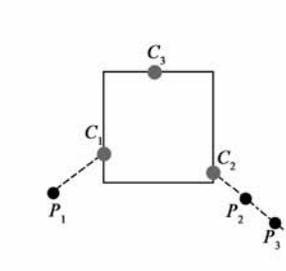


图4 “夹角最小”引发的死锁现象

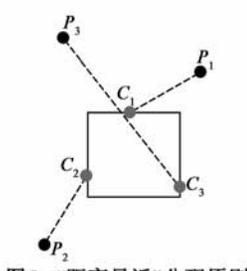


图5 “距离最近”分配原则 (贪心算法)

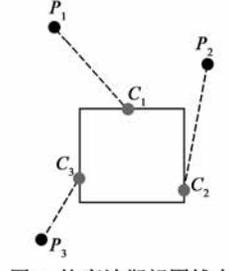


图6 协商法期望围捕点分配示意图

机器人和期望围捕点并将其从集合 P 和 C 中删去, $N_p = N_p - 1, N_c = N_c - 1$.

Case2 若 $M_j > 1$, 则选择距离 c_j 最远的围捕机器人与之匹配, 记录围捕机器人和期望围捕点并将其从集合 P 和 C 中删去, $N_p = N_p - 1, N_c = N_c - 1$.

Case3 若 $M_j = 0, c_j$ 待分配.

Step5 $j++$, 若 $j \leq N_c$, 转 **Step4**.

Step6 若 $N_p = 0$ 或 $N_c = 0$, 匹配结束. 否则转 **Step1**.

用协商分配法得出的匹配结果如图 6 所示, 可以看出各机器人到其期望围捕点的距离是相近的, 这样, 各机器人可在基本相同的时间内对目标实现合围, 提高了围捕的效率.

4.4 围捕算法流程

当预测出目标可能达到的位置并确定安全域和期望围捕点后, 各围捕机器人将分配给自己的期望围捕点作为局部导航子目标, 即可用我们提出的新蚂蚁算法 MSAC(见 4.5 节)规划出到相应期望围捕点的优化路径. 机器人沿该路径行进一定步数后, 随着目标的移动, 动态更新采样轨迹点, 重新预测目标位置、确定与分配期望围捕点、规划导航路径. 此过程不断重复, 直到各围捕机器人均到达预定的期望围捕点, 围捕任务成功. 多机器人围捕算法的流程如图 7 所示.

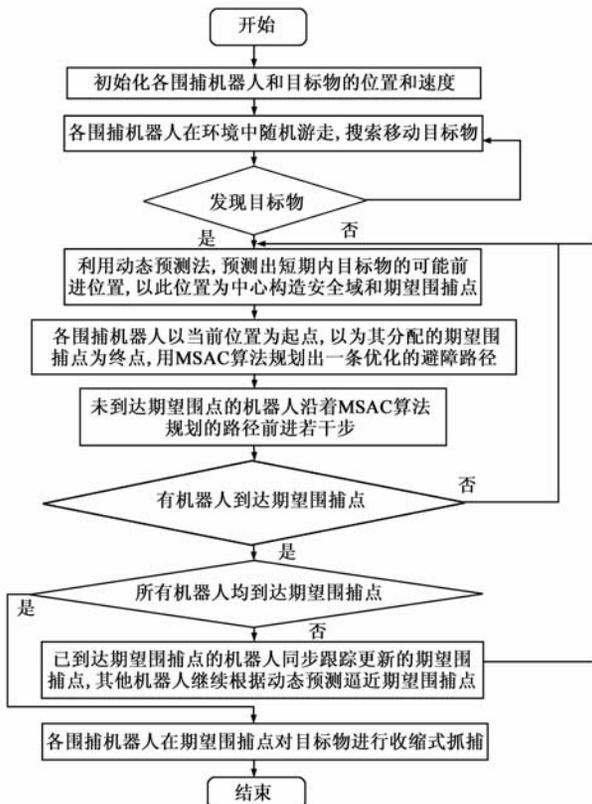


图7 动态预测的多机器人围捕算法流程图

4.5 基于多侦查蚁协作算法的路径规划

为了提高机器人路径规划的实时性和环境适应性, 借鉴群智能算法的优越性^[13], 我们已经提出了几种新型的蚂蚁算法^[14]. 本文应用我们这些已有成果中的 MSAC 算法作为各围捕机器人的路径规划算法, 该算法在栅格规模为 100×100 的复杂动态障碍环境中, 规划用时小于 0.01 秒, 完全满足围捕的实时性要求. 另外算法中讨论了如何躲避动态障碍物的相关策略, 可用于本文围捕过程各机器人行进时的相互避碰, 即某一机器人将其他机器人看作动态障碍物处理即可.

5 仿真实验

为了验证本文提出算法的有效性和先进性, 作者做了大量的仿真实验. 实验环境为 Windows XP, Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU T6400 2.00GHz, 2G 内存. 编译工具: VC++ 6.0.

5.1 围捕仿真实验结果

本文分别在无障碍和有障碍环境中做了大量实验, 效果显著, 试验中设置 3 个围捕机器人, 其速度为 2 栅格/秒, 目标速度为 1 栅格/秒.

图 8 示出了在 50×50 的无障碍环境中, 目标轨迹为曲线时的仿真结果. 其中, 实线为目标的实际移动轨迹, 三条实心圆点轨迹代表三个围捕机器人的围捕轨迹, 最终目标在点 (38, 34) 处被成功围捕.

另外, 为验证算法在复杂障碍环境中的可行性, 作者进行了多次仿真实验, 效果也都非常满意. 值得注意的是, 多数围捕文献中各机器人均采用编队的形式对目标进行围捕^[4], 但编队易受到环境因素的影响, 只适用于较空旷的环境, 在复杂的障碍环境中, 各机器人在行进的同时还需不断避障, 队形不易保持. 而本文算法不管环境中障碍物如何分布, 均无需考虑围捕队形. 从图 9 中可以看出即使在复杂的障碍物环境中, 各围捕机器人最终仍可保证对目标实现成功围捕.

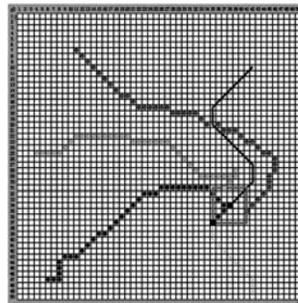


图8 无障碍环境中目标轨迹为曲线时的围捕实验

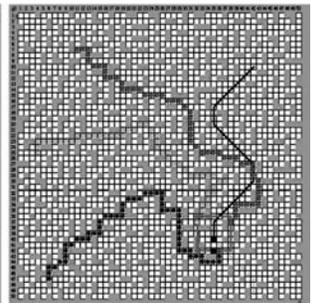


图9 障碍环境中目标轨迹为曲线时的围捕实验

5.2 对比实验

文献[6]推导出了基于几何规则的多机器人围捕数学模型, 利用围捕机器人与目标之间的偏向角和各

自的速度来引导各机器人对目标实施围捕. 图 10 为该文献中的仿真实验结果, 实验中有 4 个围捕机器人, 速度为 3m/s , 目标的速度为 2m/s . 各机器人在目标行进至点 $(48, 8)$ 处完成围捕. 在同样的环境下, 本文算法用 3 个机器人在 $(30, 14)$ 处将目标成功合围, 围捕距离缩短了 51% , 如图 11 所示. 此外, 在图 10 中, 围捕过程中各机器人的前进轨迹十分接近甚至交叉, 给其相互协作和避让带来很大的困难. 而从图 11 可见, 各围捕机器人前进轨迹平缓, 基本分离, 不易发生碰撞. 因此, 本文算法不论从围捕效率还是从实际应用角度都是更优的.

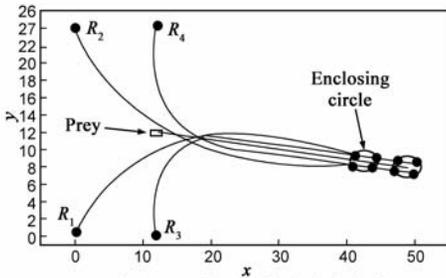


图 10 文献[11]中围捕的仿真实验结果

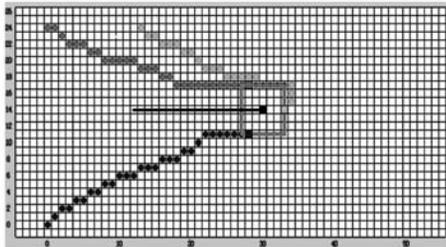


图 11 本文算法得到的仿真实验结果

6 结语

本文提出了一种基于动态预测目标轨迹和围捕点的多机器人围捕算法, 随着目标的移动, 不断更新新采样轨迹点, 利用基于最小二乘法的多项式拟合动态预测目标短期内可能到达的位置, 在此基础上, 建立目标的安全域并用协商分配法为各围捕机器人分配对应的期望围捕点, 各机器人用 MSAC 算法迅速规划出前往期望围捕点的优化路径, 沿此路径前进一定步数后, 重新采样目标轨迹点进行拟合、预测其可能到达的位置等, 重复上述过程, 直至各围捕机器人均到达预定的期望围捕点, 最终将目标围捕. 大量仿真试验表明, 该算法的效果令人满意, 即使目标轨迹未知, 并且在复杂的障碍物环境中, 也可使各围捕机器人高效的对目标实现围捕.

参考文献

[1] 黄庆成, 罗荣华. 一种多移动机器人主动协同定位方法的研究[J]. 电子学报, 2010, 38(11): 2644 - 2648.
Huang Qingcheng, Luo Ronghua. An active cooperative local-

ization method for mobile robot[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(11): 2644 - 2648. (in Chinese)

[2] 王巍, 宗光华. 基于“虚拟范围”的多机器人围捕算法[J]. 航空学报, 2004, 28(4): 628 - 629.
Wang Wei, Zong Guanghua. Hunting algorithm for multi-mobile robot system based on virtual range[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2004, 28(4): 628 - 629. (in Chinese)

[3] 付勇, 汪浩杰. 一种多机器人围捕策略[J]. 华中科技大学学报, 2008, 36(2): 26 - 29.
Fu Yong, Wang Haojie. A new capture strategy of multi-robots [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology. 2008, 36(2): 26 - 29. (in Chinese)

[4] 裴惠琴, 陈世明, 孙红伟. 动态环境下可扩展移动机器人群体的围捕控制[J]. 信息与控制, 2009, 38(4): 437 - 443.
Pei Huiqing, Chen Shiming, Sun Hongwei. Pursuit control of scalable swarm system of mobile robots in dynamic environment[J]. Information and Control. 2009, 38(4): 437 - 443. (in Chinese)

[5] 王斐, 魏巍, 吴成东. 未知环境下的多移动机器人协作围捕[A]. 中国控制与决策会议论文集[C]. 东北大学出版社, 2009. 3024 - 3029.
Wang Fei, Wei Wei, Wu Chengdong. Cooperative hunting of multiple mobile robots under unknown dynamic environment [A]. The Symposium of Chinese Control and Decision Conference [C]. Northeastern University Press, 2009. 3024 - 3029. (in Chinese)

[6] Belkhouche F, Belkhouche B, Rastgoufard P. Multi-robot hunting behavior [A]. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics [C]. Hawaii, USA. IEEE Press, 2005. 2299 - 2304.

[7] Hiroaki Yamaguchi. A distributed motion coordination strategy for multiple nonholonomic mobile robots in cooperative hunting operations [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 43(4): 257 - 282.

[8] 曹志强, 张斌, 王硕, 等. 未知环境中多移动机器人协作围捕的研究[J]. 自动化学报, 2003, 29(4): 536 - 543.
Cao Zhiqiang, Zhang Bin, Wang Shuo. Cooperative hunting of multiple mobile robots in an unknown environment [J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(4): 536 - 543. (in Chinese)

[9] 李焕全. 基于“势点”的多移动机器人协调围捕/拦截策略[J]. 自动化与仪表, 2007, 22(5): 1 - 4.
Li Huanquan. Strategy of coordinated hunting/intercepting by multiple mobile robots based on potential points [J]. Automation & Instrumentation. 2007, 22(5): 1 - 4. (in Chinese)

[10] Chi-Yi Tsai, Kai-Tai Song, Dutoit, X, et al. Robust mobile robot visual tracking control system using self-tuning kalman filter [A]. International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation [C]. Jacksonville, FL, USA, IEEE Computer Society Press. 2007. 161 - 166.

- [11] Dongbing Gu, Huosheng Hu. Neural predictive control for a car-like mobile robot[J]. International Journal of Robotics and Autonomous Systems, 2002, 39(2-3): 1-15.
- [12] Firoozjaee, Ali Rahmani, Discrete least squares meshless method with sampling points for the solution of elliptic partial differential equations[J]. Engineering Analysis with Boundary Elements, 2009, 33(1): 83-92.
- [13] 彭喜元, 彭宇, 戴毓丰. 群智能理论及应用[J]. 电子学报. 2003, 31(12): 1982-1988.
Peng Xiyuan, Peng Yu, Dai Yufeng. Swarm intelligence theory and applications[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12): 1982-1988. (in Chinese)
- [14] 朱庆保, 马卫. 基于侦察蚁和觅食蚁协作的机器人路径规划[J]. 控制与决策. 2009, 24(4): 601-605.
Zhu Qingbao, Mawei. A robot path planning algorithm based on scout ants in collaboration with foraging ants [J]. Control and Decision. 2009, 24(4): 601-605. (in Chinese)

作者简介



胡 俊 男, 1985 年出生于安徽省马鞍山市. 南京师范大学计算机科学学院与数学科学学院硕博连读, 现为在读博士生, 从事智能计算、机器人路径规划研究.

E-mail: hujun_njnu@163.com



朱庆保 男, 1955 年出生于山东省临沂市. 南京师范大学计算机科学学院教授, 博士生导师, 从事人工智能和智能计算的研究.