Journal of Computer Applications
计算机应用,2020,40(6):1613－1620
ISSN 1001-9081
CODEN JYIIDU
2020-06-10
http://www.joca.cn

文章编号:1001-9081(2020)06-1613-08
DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2019101783

基于博弈论及Q学习的多Agent协作追捕算法

郑延斌[1,2],樊文鑫[1*],韩梦云[1],陶雪丽[1]
(1.河南师范大学 计算机与信息工程学院,河南 新乡 453007; 2.智慧商务与物联网技术河南省工程实验室,河南 新乡 453007)
(*通信作者电子邮箱525845701@qq.com)

摘 要:多Agent协作追捕问题是多Agent协调与协作研究中的一个典型问题。针对具有学习能力的单逃跑者追捕问题,提出了一种基于博弈论及Q学习的多Agent协作追捕算法。首先,建立协作追捕团队,并构建协作追捕的博弈模型;其次,通过对逃跑者策略选择的学习,建立逃跑者有限的Step-T累积奖赏的运动轨迹,并把运动轨迹调整到追捕者的策略集中;最后,求解协作追捕博弈得到Nash均衡解,每个Agent执行均衡策略完成追捕任务。同时,针对在求解中可能存在多个均衡解的问题,加入了虚拟行动行为选择算法来选择最优的均衡策略。C#仿真实验表明,所提算法能够有效地解决障碍环境中单个具有学习能力的逃跑者的追捕问题,实验数据对比分析表明该算法在同等条件下的追捕效率要优于纯博弈或纯学习的追捕算法。

关键词:多Agent;协作追捕;博弈论;Q学习;强化学习
中图分类号:TP24 **文献标志码:**A

Multi-agent collaborative pursuit algorithm based on game theory and Q-learning

ZHENG Yanbin[1,2], FAN Wenxin[1*], HAN Mengyun[1], TAO Xueli[1]
(1. *College of Computer and Information Engineering, Henan Normal University, Xinxiang Henan* 453007, *China*;
2. *Henan Engineering Laboratory of Smart Commerce and Internet of Things Technologies, Xinxiang Henan* 453007, *China*)

Abstract: The multi-agent collaborative pursuit problem is a typical problem in the multi-agent coordination and collaboration research. Aiming at the pursuit problem of single escaper with learning ability, a multi-agent collaborative pursuit algorithm based on game theory and Q-learning was proposed. Firstly, a cooperative pursuit team was established and a game model of cooperative pursuit was built. Secondly, through the learning of the escaper's strategy choices, the trajectory of the escaper's limited Step-T cumulative reward was established, and the trajectory was adjusted to the pursuer's strategy set. Finally, the Nash equilibrium solution was obtained by solving the cooperative pursuit game, and the equilibrium strategy was executed by each agent to complete the pursuit task. At the same time, in order to solve the problem that there may be multiple equilibrium solutions, the virtual action behavior selection algorithm was added to select the optimal equilibrium strategy. C# simulation experiments show that, the proposed algorithm can effectively solve the pursuit problem of single escaper with learning ability in the obstacle environment, and the comparative analysis of experimental data shows that the pursuit efficiency of the algorithm under the same conditions is better than that of pure game or pure learning.

Key words: multi-agent; collaborative pursuit; game theory; Q-learning; reinforcement learning

0 引言

多Agent协作追捕问题是多Agent协调与协作研究中的一个典型问题,在军事、工业、农业等方面都有典型的应用。受到国内外研究者的广泛关注[1-7]。根据逃跑者的数量,多Agent协作围捕问题可以分为单逃跑者围捕和多逃跑者围捕问题,本文关注在有障碍物条件下的单逃跑者协作围捕问题。在单个逃跑者围捕中,当逃避者不具备学习能力时,围捕者可以根据逃避者的逃跑策略制定相应的围捕策略,其追捕效率高;当逃避者具有学习能力时,环境中的障碍物可以同时被追捕者和逃跑者利用,追捕者可以利用障碍物阻挡逃跑者,逃跑者同时可以利用障碍物躲避追捕者,同时逃跑者又可以根据围捕者的策略来改变自己的逃跑策略,因此追捕的效率低。

针对逃跑者具有学习能力使得追捕效率降低的问题,国内外研究者提出了许多解决可感知环境下的多Agent协作围捕的方法,可以分为两类:

1)利用强化学习方法探索多Agent协调行为,解决单逃跑者的追捕问题[8-11]。如:Asl等[9]提出了一种基于强化学习的多Agent协作围捕方法,该方法利用Q学习方法建立一个共享的Q值表,用于记录逃避者过去的行为路线,每个围捕者在选择自己的围捕策略时,不是从固定的动作集中选择,而是从已经建立好的Q值表中来选择,与同类型的追捕算法相比较,追捕效率更高。Bilgin等[10]使用强化学习方法对多Agent追捕问题进行了研究,用Q-Learning与资格跟踪相结合方法,首

收稿日期:2019-10-20;**修回日期:**2019-12-24;**录用日期:**2019-12-30。
基金项目:国家自然科学基金资助项目(U1604156);河南师范大学青年基金资助项目(2017QK20)。
作者简介:郑延斌(1964—),男,河南内乡人,教授,博士,CCF会员,主要研究方向:虚拟现实、多智能体系统、博弈论; 樊文鑫(1994—),男,河南郑州人,硕士研究生,主要研究方向:虚拟现实、多智能体系统; 韩梦云(1993—),女,河南安阳人,硕士研究生,主要研究方向:虚拟现实、汉字识别; 陶雪丽(1978—),女,河南南乐人,讲师,硕士,主要研究方向:虚拟现实、多智能体系统。

先在多 Agent 团队中使用并行学习的方式，每个 Agent 独立选择自己的行为，并收到相应的反馈信息（环境的奖励或惩罚），并利用这些反馈来更新每一个成员的 action-value 矩阵；其次，为每个 Agent 存储临时的行为轨迹（存储其行为的临时记录），当资格跟踪发生错误时返回奖励或惩罚，由于过去的追捕行为会随着时间的推移而消失，因此在 Q-Learning 算法中加入衰减率。实验结果证明了该算法的有效性，表明了在同等环境下不同学习率和衰减值的差异性。Qair 等[11]提出了一种基于自组织特征映射（Self-Organizing Feature Mapping，SOFM）和基于 Agent 群角色隶属函数（Agent Group Role Membership Function，AGRMF）模型的增强学习的移动多智能体追踪方法。该方法基于 SOFM 和 AGRMF 技术，促进了追求者群体的动态组织，并使追求者群体根据自己的意愿进行规避。这有助于克服在 AGRMF 模型运行过程中，当目标过于独立时，追求者不能完全重组的缺点。此外，还加入了奖励功能。在群体形成后，应用强化学习得到每个 Agent 的最优解。捕获过程中每一步的结果最终都会影响 AGRMF，从而加快竞争神经网络的收敛速度。

2）基于博弈论的多 Agent 协作追捕策略[12-15]。如：Fang 等[13]针对多机器人协作围捕的时间会受到每个自利的机器人动作选择的影响，提出了一种基于量子博弈的方法，将经典战略空间扩展到量子伙伴的范围，确保机器人的行为策略收敛到最优平衡点，消除随机性和盲目性；晏亚林[14]通过将逃跑者加入“拒捕”行为，且改进了有效包围和距离影响的权重，在可感知的环境下将追捕问题转化为博弈问题，提高了围捕的效率；Hakli[15]提出了一种基于规划和博弈团队推理相结合的协同规划方法，该方法从构建一个群体计划开始，从中派生出它们的子计划，个体在群体的计划中执行它们各自的部分，适合在可以观察到彼此行动的情况下的合作，在实际情况中能够更像人类一样进行有效的联合动作。

多 Agent 追捕环境中，追捕者和逃跑者都具有学习能力，故追捕者的协作追捕行为受逃跑者的逃跑的影响，逃跑者的行为也会受到障碍物追捕者以及障碍物的影响。上述的方法在强化学习方面虽然考虑到了对逃跑者的行为策略进行学习，但是未能考虑到在动态环境中追捕双方受到的相互影响，及资源冲突的问题；在博弈论方法方面，考虑到了团队之间的协作，但纯博弈的思想会有收敛速度慢的问题。然而，博弈论为这种具有相互影响的决策性提供了很好的数学模型，而强化学习可以让 Agent 在特定环境中，根据当前的状态，做出行动，从而获得最大回报；另外，博弈论的核心是均衡局势的问题，故为了达到均衡，追捕者和逃跑者应相互学习，从而使得自身利益最大化。因此，研究者提出将博弈理论与强化学习进行有效结合，考虑到在动态环境中受到的相互影响，并通过学习的方法将追捕者的策略进行迭代更新，设定出具有针对性的追捕策略，将策略作为博弈论中 Agent 可选择的动作策略，能够有效地完成多 Agent 的协作追捕任务。

本文提出了一种基于博弈论及 Q 学习的多 Agent 协作追捕算法，来解决可感知环境中，逃跑者和追捕者都具有学习能力的情况下，多 Agent 的协作追捕问题。该算法利用 Agent 的属性以及任务的需求，利用博弈的相关知识建立追捕团队；对追捕成功的多条运动轨迹进行学习，并把学习到路径轨迹调整到追捕者可选择的可执行策略集中，更新追捕者的策略；通过求解博弈得到 Nash 均衡解。同时针对在求解中可能存在多个均衡解的问题，加入了虚拟行动行为选择算法，选择最优的均衡策略。在实验平台上对本文提出的算法进行分析实验，验证了本文算法的合理性及有效性。

1 相关基础

1.1 博弈论基础

博弈论（Game Theory）又称“对策论”，它研究的是在决策者的行为之间发生相互作用时，各个决策者所做对策的问题[16-17]。

定义 1 博弈可以用一个三元组来描述，即 $G=\langle P, S, U\rangle$。

其中：P 表示所有局中人的集合 $P=\{p_1, p_2, \cdots, p_n\}$；$S$ 表示局中人可行的策略集 $S=\{S_1, S_2, \cdots, S_n\}$；每个 Agent 的策略可以形式化为 $(A_1^t, A_2^t, \cdots, A_n^t)$；$U$ 表示局中人的支付函数 $U=\{U_1, U_2, \cdots, U_n\}$。

定义 2 Nash 均衡。

设 $G=\langle P, S, U\rangle$，如果存在一个联合行为 $a^* \in S$，满足条件：$\forall I \in P, \forall a_i \in S, U(a_i^*, a_{i-1}^*) \geqslant U(a_i, a_{i-1})$，则称 a^* 为博弈 G 的 Nash 均衡（Nash equilibrium）。

Nash 均衡是博弈的稳定解。只有当所有的局中人都预测到某一个特定的 Nash 均衡出现的情况下，Nash 均衡才会出现，当这样的一个 Nash 均衡出现，任何一个局中人偏离这个策略组，其收益函数不会变大，因此一旦所有的局中人组成了 Nash 均衡，任何一个局中人都不会擅自偏离。

1.2 Q 学习

机器学习（Machine Learning，ML）是当前人工智能领域的一个热点问题。根据数据类型的不同，以及对一个问题建模方式的不同，将机器学习分为三种类型：监督学习（Supervised Learning，SL）、非监督学习和强化学习（Reinforcement Learning，RL）。

强化学习（RL）主要强调智能体能基于环境而行动，以取得最大化的效益，即：智能体在学习过程中通过环境给予的奖励或惩罚，不断尝试，逐步形成对刺激的预期，从而产生能获取最大回报的策略[18-19]。

强化学习中 Q-learning 是一种具有代表性的算法，它主要由四种部分组成：1）Q 表：$Q(s, a)$ 为状态 s 下执行 a 动作的累积价值；2）选择动作；3）做出动作，环境反馈；4）环境更新。在其过程中 Agent i 观察周围环境，执行动作策略集中的动作。在 t 时刻，Agent i 执行动作 a_t，同时反馈收益 $R(S_t, a_t)$，更新 Q 值表，重复上述过程，直到任务结束。其中 $Q(S_t, a_t)$ 的值可用公式表示为：

$$Q(S_t, a_t)=R(S_t, a_t)+\gamma \max Q(S_t+1, a_t+1)$$

式中：a 为动作策略集中的某一动作；常量参数 $\gamma(0 \leqslant \gamma \leqslant 1)$ 称作影响因子。在 Agent i 训练学习过程中，选择最大 Q 值的动作进行迭代训练。

2 基于博弈论及 Q 学习的协作追捕算法

2.1 追捕问题描述

假定在一个多 Agent 协作环境 X 中，由 M 个 Agent 构成的追捕者用集合 $R=\{R_1, R_2, \cdots, R_n\}$ 表示，由 N 个 Agent 构成的逃跑者用集合 $T=\{T_1, T_2, \cdots, T_n\}$ 表示。环境内有形状和大小任意的固定障碍物，其位置映射关系为 $m: X \rightarrow \{0, 1\}$，指定

所有$x \in X, m(x) = 1$表示位置x是障碍物。时间可离散化,并用$t \in T = \{1, 2, \cdots\}$表示,规定任意Agent在每个时刻只能执行一个动作,原地不动或者移动到其相邻并未被占据位置。多个追捕者形成一个协作团队完成任务W,完成任务后可以获得一定的效用U。

将逃跑者被捕获定义为定义3。

定义3　$G_e(t) = \{X_e(t-1)\}, t \in T$。

定义3表明,当逃跑Agent在t时刻被追捕成功时,它只能运动到$t-1$时刻所在的位置中,其中$X_e(t-1)$表示其逃跑Agent在$t-1$时刻所占据的位置,同时若能满足以下三个条件也可以认为是被捕获的。

1)在没有障碍物的情况下。

假设逃跑Agent在$t-1$时刻运动,其周围的呈三角形位置已经被其他追捕的Agent占据,且相邻两个追捕Agent的距离小于两个身长的长度,如图1所示。

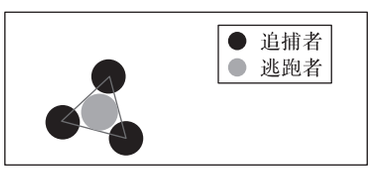


图1　没有障碍下追捕成功

Fig. 1　Successful pursuit without obstacles

2)在有障碍物的情况下。

假设逃跑Agent在$t-1$时刻,逃跑Agent的某一个或者不多于四个方向都存在障碍物,此时追捕Agent占据其他可移动方向的位置,如图2所示。

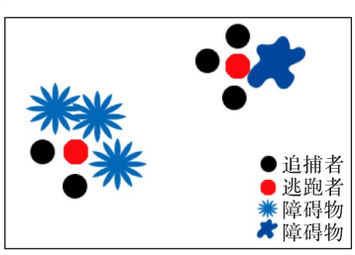


图2　障碍下追捕成功

Fig. 2　Successful pursuit with obstacles

3)在无法挣脱的情况下。

假设逃跑Agent在$t-1$时刻,已经被团队形成围捕之势,其活动空间存在,但其运动的路径已经无法挣脱围捕圈,这种情况也可判定为已被抓捕。

2.2　障碍物问题描述

实验平台中会设定一些大小、位置不一的障碍物,用于模拟真实的环境。下面设定障碍物的一些属性:

1)由于实验环境设定得比较大,在环境中设定的障碍物不能占满整个环境。

2)环境中设定的障碍物不能全部聚集在一起。

由于障碍物没有布满整个环境,在没有障碍物阻挡的一些地方就会形成无障碍的状态。在无障碍环境下,追捕者只能靠自己运动才能将逃跑者围捕,其追捕难度就会比较大;相反,在有障碍的环境下,追捕者既可以利用障碍物对逃跑者进行围捕,逃跑者也可以利用障碍物躲避追捕者,因此平台中障碍物的大小、数量以及分布会对追捕者和逃跑者的运动产生影响,这种影响就会降低追捕的难度。在实验平台中障碍物的数量越多,逃跑者在某一特定的位置可选择的方向就越少,此时追捕者利用障碍物将逃跑者围捕的概率就变大;然而,障碍物比较分散的情况下,追捕者与逃跑者的可选择方向都会减少,此时对两者都是有影响的。

2.3　虚拟管理者

在整个追捕环境X中已经设立了M个追捕者和N个逃跑者,为了使追捕的环境趋于真实化,就需要有管理者同意安排并初始化障碍物的位置和大小,以及在追捕者团队中担任指挥的角色。

在多Agent系统中建立一个虚拟管理者,此管理者不参与任何追捕活动,虚拟管理者的任务负责确定N个逃跑者、M个追捕成员,记录所有Agent从开始到结束的轨迹路线,当追捕团队有多个均衡解时,虚拟管理者作为居中调度选择最优解。

2.4　追捕团队的形成

在多Agent中选择一个Agent来管理完成任务的分配,管理Agent掌握所有Agent的位置、能量、偏好等属性信息,但由于Agent的自利性,了解所有Agent的全部信息是不现实的,故采用基于拍卖的方式实现任务分配,管理Agent了解所有的任务信息,负责发布任务,其他Agent根据自己的能量、自身属性和已经发布的任务需求进行投标。具体算法如算法1所示。

算法1　任务分配算法。

步骤1　虚拟管理者将环境中的所有Agent初始化为逃跑者与追捕者。

步骤2　虚拟管理者发布,并利用广播的方式告知未分配的任务W_i的信息,以及该项任务完成所能给予的报酬U_{wi}。

步骤3　追捕者接收到虚拟管理者的广播,预估该任务可能消耗的能量和所获得的报酬U_{wi},根据自己剩余的能量以及偏好等属性选择愿意承担的任务来投标,并把投标的信息广播给虚拟管理者。

步骤4　虚拟管理者等待追捕者提交投标信息,若有投标信息,则进行步骤5;若无投标信息,转向步骤8。

步骤5　虚拟管理者设定投标价格为BP(Bid Price),并将每个任务中M个追捕者的投标从高到低进行排序。

步骤6　虚拟管理者选择$n(n \leqslant m)$个追捕者分配给该任务,并将中标信息广播给追捕者,该追捕者的标志busy=1,不允许再投标其他任务。

步骤7　如果同一个Agent向多个任务提交了投标,虚拟管理者计算$U_{wi} - U_{Powi}$(U_{Powi}为执行任务需要消耗的收益),选择能获得最大效用的任务分配给该追捕者。

步骤8　若所有的任务分配完毕,则转向步骤9;否则对未分配的任务进行分解,转步骤1。

步骤9　结束。

2.5　协作追捕算法

2.5.1　博弈模型的构建

在追捕环境中通过团队之间协作完成任务的追捕者,团队中一个追捕者的行为会受到其他追捕者的影响,同时逃跑者的行为也会受到追捕者的行为决策的影响。而博弈论为这种相互影响的决策行为给出了很好的数学模型[20]。

定义 4 多 Agent 协作围捕博弈模型，$G = \langle P, S, \boldsymbol{U} \rangle$。

其中：P 为追捕团队中追捕者的集合，$P = \{1, 2, \cdots, n\}$；S 为追捕者可能执行的策略集合；S_i 是团队中每个追捕者的动作策略，每个追捕者根据当前自己周围的环境和其他追捕者周围的环境做出相应的动作。每个 Agent 的策略可以形式化为 $(A_1^t, A_2^t, \cdots, A_n^t)$，$\boldsymbol{U}$ 是支付函数，表示执行策略之后的得失情况。

设多 Agent 系统所处的环境为 X，X_t 表示多 Agent 系统在时刻 t 所处的环境。

设 Agent 可观测到的环境状态的集合为 S^t，$S_i^t = f(E^t)$，$S^t = (S_1^t, S_2^t, \cdots, S_n^t)$ 为系统中在 t 时刻的联合观测，记为：$S = \prod_{i \in N} S_i$。在动态复杂的环境下，多 Agent 系统中的 Agent 所获取的信息可能是完全的，也可能是不完全的。

设 Agent 动作集合为 A，A_i 用于表示 Agent i 的动作集合，Agent 的动作集合用 A 表示，$A = \prod_{i \in N} A_i$，从每个 Agent 在时刻 t 所观测的环境采取的动作 $A_i^t \in A_i$ 对环境产生的影响看，多个追捕者之间的联合行动 $(A_1^t, A_2^t, \cdots, A_n^t)$ 也会对当前所处的环境的状态产生影响。

设状态转移函数为 T，$T_t: S \times A \rightarrow S$，表示在某一特定的环境下，某个追捕者与其他追捕者之间通过协作对环境可能产生的影响。

设 Agent 支付函数为 $\boldsymbol{U}$，$\boldsymbol{U}_i = S \times A \rightarrow \boldsymbol{U}$，表示 Agent i 在多 Agent 系统中为了完成任务所采取的行为后的收益情况。

Agent 的目标集合 $G = \{G_1, G_2, \cdots, G_n\}$，$G_i$ 表示多 Agent 系统中每个 Agent 的目标，通常可以利用支付函数 $\boldsymbol{U}$ 来表示，每个 Agent i 之间的目标可能存在多种关系：当目标一致时，Agent 之间目标的完成是相互促进的；当目标冲突时，就会产生利益资源的冲突。

2.5.2 基于 Q 学习的可执行的策略集

在单猎物追捕问题中，需要在环境中随机生成 M 个追捕者，由它们组成一支协作追捕团队 A。由于单猎物以是否具有学习能力分为智能化和非智能化。非智能化的逃跑者其逃跑运动轨迹一般比较固定，智能化的逃跑者运动轨迹不确定，会根据自身对环境的状态进行选择路径。因此，在其逃跑的策略集中加入强化学习算法，对其动作选择的策略集进行改进。

在 t 时刻可以进行移动的方向称为 Agent 的策略集，其策略集就是其能进行决策的集合。t 时刻逃跑者的策略集表示为 S^t：

S^t 包含 $\{X_a, X_b, X_{at}, X_{bt}\}$

$$X_{at} = X_a + \cos(Dir * \pi/180°) * V$$

$$X_{bt} = X_b + \sin(Dir * \pi/180°) * V$$

其中：$0° \leqslant Dir \leqslant 360°$，供其选择的方向有 360°；$\pi$=3.14；$V$ 表示速度。

由于追捕者无法获知逃跑者的状态-动作值 Q，也就无法准确地找到适合的策略应对，其原有的策略集就显得比较宽泛，因此加入 Q 学习的方法对逃跑者的动作状态值进行学习，调整为具有针对性的追捕策略集。

由于逃跑者的逃跑策略都是未知的，因此，使用强化学习的方法对逃跑者的逃跑策略进行学习，制定适合追捕者的追捕策略。首先，在此算法中加入 Step-T 累积奖赏的学习任务，从逃跑者的初始状态出发，使追捕者经过有限次的学习获得一条具有 Step-T 的逃跑者的逃跑轨迹：

$$\langle x_0, a_0, r_1, x_1, a_1, r_2, \cdots, x_{t-1}, a_{t-1}, r_t, x_t \rangle$$

其次，记录轨迹中每一对状态-动作 Q 的累计奖赏之和，作为一次关于逃跑者累积奖赏采样值。当对逃跑者进行多次采样得到多条逃跑轨迹后，将对多次获得的累积奖赏采样值利用式(1)求取平均，得到 Q 值的估计。

$$Q_n(k) = \frac{1}{n}((n-1) \times Q_{n-1}(k) + u_n) = Q_{n-1}(k) + \frac{1}{n}(u_n - Q_{n-1}(k)) \tag{1}$$

由于要得到较好的动作-状态值函数的估计，就需要产生多条不同的轨迹，然而逃跑者选择的策略有可能是固定的，经过采样会导致追捕者得到的路线都是一致的。为了得到最优的策略，引入 ε-贪心算法，以 ε 的概率从所有的动作中均匀地随机选择一个动作，以 $1-\varepsilon$ 的概率选取当前最优动作，将已经确定的策略标记为“原始策略”。在原始策略中使用了 ε-贪心算法的策略记为式(2)：

$$\pi^{\varepsilon}(x) = \begin{cases} \pi(x), & \text{以概率} 1-\varepsilon \\ A\text{中以均匀概率选取的动作}, & \text{以概率} \varepsilon \end{cases} \tag{2}$$

对于原始策略 $\pi = \arg\max_a Q(x, a)$（π 是变量），其中 ε-贪心算法 π^{ε} 中当前最优动作被选中的概率是 $1-\varepsilon+\varepsilon/|A|$，而每个非最优动作被选中的概率是 $\varepsilon/|A|$，因此逃跑者在运动中的每个动作都有可能被取代，这样就能保证经过多次采样将会产生不同的路径。算法中奖赏均值采用增量式计算方式，每获得一条新的轨迹，就会将该轨迹的 Q 值进行更新，将其调整到建立的博弈方法的追捕策略中。

2.5.3 追捕团队成员避障策略

追捕团队成员在环境中进行抓捕以及逃跑者在进行逃逸的过程中，在 t 时刻其要运动到的位置可能被其他物体占领，这就有可能会发生碰撞，因此就需要根据所处环境的约束，进行实时有效的避障。传统的人工势场法的基本思想就是将追捕团队所处的环境充斥着混合势力场，环境中的逃跑者充斥着引力势场，方向由追捕者指向逃跑者；环境中的障碍物以及各个追捕者充斥着斥力势场，方向是由障碍物指向追捕者及逃跑者。分析传统人工势场法易出现局部极小点和目标不可达的原因，文献[21-22]给出了一种改进后的合力公式(3)如下：

$$\boldsymbol{F}_{\text{all}} = \frac{\boldsymbol{F}_{\text{g}}}{|\boldsymbol{F}_{\text{g}}|} + \alpha \cdot \boldsymbol{derc} + \beta \cdot \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{F}_{\text{ol}} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{F}_{\text{all}}$ 为合力；$\boldsymbol{F}_{\text{g}}$ 为虚拟目标点对 Agent 的引力；α 为方向向量的增益系数；$\boldsymbol{derc}$ 为单位方向向量；β 为斥力增益系数；$\boldsymbol{F}_{\text{ol}}$ 为障碍物点 i 对 Agent 的斥力。

这样既能保证追捕者趋向于逃跑者，又能避免环境中的所有 Agent 与障碍物发生碰撞以及追捕者之间发生碰撞。

2.5.4 支付函数

追捕过程中，双方需要一个标准来评估自己选择策略的优劣，博弈论中用支付函数实现这一功能，追捕者的目标是：1)判断逃跑者下一个时刻 t 的逃跑方向；2)预测下一点的位置中是否存在障碍；3)先将逃跑者在最短的时间内围住。而逃跑者的目标是有多条路径供其选择逃跑。双方具有不同的目标，且双方在一方受到利益损害时另一方并不一定有收益，因

此可以认为追捕者与逃跑者之间博弈为协作博弈。

由于追捕者对于逃跑者的威胁程度主要体现在距离的远近、包围圈的好坏上,因此在支付函数中包含以下三个影响系数:

1)距离影响系数K_d。

当追捕者距离逃跑者的距离越近,那么它对逃跑者的威胁系数就越大;反之则越小。以此来定义距离影响系数,如式(4)所示:

$$K_d = n \times d_0 \Big/ \sum_{j=i}^{n} D_{P_jE_t} \tag{4}$$

其中:n为追逃环境中追捕者的数量;$D_{P_jE_t}$表示t时刻第j个追捕者与逃跑者之间的距离。

2)有效包围系数K_C。

由于成功追捕的条件是逃跑者在其周围已经没有其选择的逃跑方向,并且其可能的走步数在逐渐减少,此时的状态是追捕者逐步地接近逃跑者,并且已经在形成围捕的局势。以此来定义有效包围系数式(5):

$$K_c = \sum_{j=1}^{n} D_{p_jE_t} \Big/ (n \times Dir) \tag{5}$$

式中,Dir为可供其选择的方向。

3)速度变化系数K_V。

在环境中逃跑者的运动由于受到人工势场的影响,其会受到合力$\boldsymbol{F}_{\text{all}}$的作用;其次,追捕者的初始位置是随机的,有的追捕者就可能会出现在距离逃跑者较远的位置。为了保证能快速形成围捕的趋势,因此需要根据受到的合力$\boldsymbol{F}_{\text{all}}$以及距离逃跑者的距离$S$及时地调整速度,其计算式定义如式(3)和式(6)~(7)。

$$S = \sqrt{(t_x - d_x)^2 + (t_y - d_y)^2} \tag{6}$$

$$K_V = \alpha * S + \beta * F \tag{7}$$

式中:S表示追捕者与逃跑者之间的距离;t_x、t_y为当前逃跑Agent的坐标位置,d_x、d_y为当前追捕者的坐标位置;α、β为影响速度V的权重值,在不同的局势下,追捕的侧重点不同。例如在距离较远的情况下,采取的策略以加速靠近为主;在距离缩小到一定的范围之后,采取的策略应该以形成包围圈为主。因此针对不同的情况设定不同的权重值。

定义支付函数$\boldsymbol{U}$:

$$\boldsymbol{U} = \lambda_d * K_D + \lambda_c * K_C + \lambda_v * K_V \tag{8}$$

式中:λ_d与λ_c、λ_v分别代表不同的权重值,其中$\lambda_d+\lambda_c+\lambda_v=1$,权重的大小要根据在环境中遇到的情况进行调整。

2.5.5　逃跑Agent的追捕策略选择算法

追捕者与逃跑者在某t时刻选择各自的走步策略,追捕者根据定义的支付函数可以分别计算出追捕双方在不同的策略选择下追捕者的支付矩阵$\boldsymbol{U}_t$。将t时刻的支付矩阵表示如式(9):

$$\boldsymbol{U}_t = \begin{bmatrix} \boldsymbol{U}_{t11} & \boldsymbol{U}_{t12} & \cdots & \boldsymbol{U}_{t1n} \\ \boldsymbol{U}_{t21} & \boldsymbol{U}_{t22} & \cdots & \boldsymbol{U}_{t2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \boldsymbol{U}_{tm1} & \boldsymbol{U}_{tm2} & \cdots & \boldsymbol{U}_{tmn} \end{bmatrix} \tag{9}$$

根据博弈论中矩阵博弈的基本定理,一定存在混合策略意义下的解,通过排除法求解此矩阵,可得到t时刻局中人的最优策略。

2.5.6　基于虚拟行动的Agent行为选择算法

在上述的多Agent协作追捕方法中,多个Agent通过学习收敛到纳什均衡Q值。然而在协作追捕的博弈模型G的环境中,由Nash定理可知,博弈G至少存在一个Nash均衡解,因此每个Agent通过学习都可能存在有多个纳什均衡的情况,当多个Agent存在多个纳什均衡解时,就需要每个Agent都会选择同一个纳什均衡解。

本节要考虑的问题是当博弈中存在多个纳什均衡解时,Agent如何通过合适的策略保证最终选择同一个均衡解。在此,引入博弈学习中虚拟行动过程的概念,这种学习模型将有利于解决存在多个均衡解的问题。

虚拟行动模型中,多个Agent处于有限重复博弈中,每个Agent都会根据对手Agent的历史行为,对在当前阶段对手Agent行动的概率分布进行预测和评估,并且会选择一个最优化其预测支付的行动。其评估的特定形式如下:Agent i有一个初始的加权函数,$k_0^i: S^{-i} \to R+$,每次当对手Agent选择策略S^{-i}时,通过给每个对手相应的策略权重加1对该函数进行调整,即式(10)。

$$k_t^i(s-i) = k_{t-1}^i(s-1) + \begin{cases} 1, & s_{t-1}^{-i} = s^{-i} \\ 0, & s_{t-1}^{-i} \neq s^{-i} \end{cases} \tag{10}$$

在阶段t,Agent赋予其他Agent采取策略S^{-i}的概率为:

$$P_t^i(S^{-i}) = \frac{k_t^i(s^{-i})}{\sum\limits_{\tilde{s}^{-i} \in s^{-i}} k_t^i(\tilde{s}^{-i})} \tag{11}$$

在虚拟行动中,Agent仅仅跟踪对手Agent的行动频率是不行的,还需要学习到这些概率分布,因此Agent应该渐进地获取概率分布时相应的效用$\boldsymbol{U}$。用D_t^{-i}表示Agent i的对手行动的经验分布。

$$\hat{\boldsymbol{U}}_t^i = \max_{\sigma}^{i} (u^i(\sigma^i, D_t^{-i})) \tag{12}$$

在虚拟行动中某一时刻t,定义Agent对其所评估的对手Agent的行为策略而言最优的行动集合为:

$$\boldsymbol{BR}_t^i = \max U_i(s^i, s_t^{-i}) \tag{13}$$

在重复博弈的过程中,每个Agent相信对手Agent的行为是一个未知的但固定概率分布的多重随机变量序列,这种序列可以通过式(10)、式(11)从行为历史中学到。Agent i在学习时刻t实际行为选择是它在t时刻关于对手Agent行为策略的最优行动,如式(13),基于虚拟行动方法构建了Agent行为选择算法如算法2所示。

算法2　基于虚拟行动的Agent行为选择算法。

do {

给定博弈具有有限的策略$S_1, S_2, \cdots$和支付函数$\boldsymbol{u}_1, \boldsymbol{u}_2, \cdots$;

$T=t_i$;

在t时刻:Agent i观察其他对手Agent的历史行为,利用式(10)~(11)计算相应的行为概率;

利用式(12)计算在该时刻Agent的效用值;

利用式(13)计算Agent行为的最佳集合。从该集合中选择一个行为;

$t=t+1$;

}while(直到收敛)

将上述的方法进行整合,用一个完整的算法3表示整个多Agent协作追捕算法的过程。

算法3　基于博弈论及Q学习的协作追捕算法。

步骤1　初始化生成逃跑者和追捕者;令其动作-状态$Q(x,a)=0, count(x,a)=0, \pi(x,a)=1/|A|$。

步骤2 根据算法1建立追捕团队，并建博弈模型。

步骤3 根据成功捕获的条件判断逃跑者是否被捕获，如果已经被捕获，则结束任务；否则，则进行步骤4。

步骤4 利用式(4)~(5)、式(7)控制速度变化，并向逃跑者的位置进行移动。

步骤5 执行策略π，产生轨迹$\langle x_0, a_0, r_1, x_1, a_1, r_2, \cdots, x_{t-1}, a_{t-1}, r_t, x_t \rangle$。

步骤6 $count(x_t, a_t) = count(x_t, a_t) + 1$，利用式(1)对$Q(x, a)$值策略进行更新。

步骤7 判断能否形成完整Step-T运动轨迹，若形成则转至步骤8；否则继续进行步骤4~7。

步骤8 对所有可见的状态x利用值函数式(2)得到完整策略。

步骤9 根据步骤8获得的学习策略得到支付值，形成支付矩阵$\boldsymbol{U}_t$。

步骤10 由步骤9得到的t时刻的支付矩阵$\boldsymbol{U}_t$求取其纳什均衡解，得到t时刻的较优走步策略。

步骤11 执行算法2虚拟行动方法找到协作追捕的最优解。

步骤12 执行走步策略，追捕成功，返回步骤3。

上述的算法流程如图3所示，可以更加清晰直观地展示本文所提出的追捕算法。

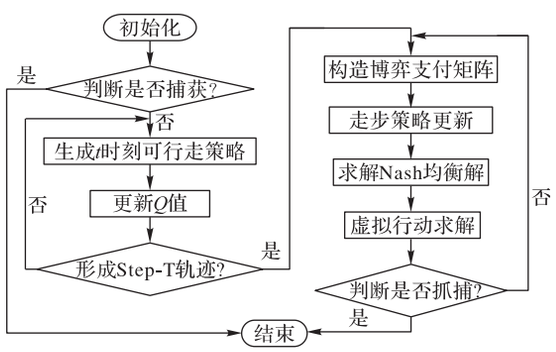


图3 多Agent追捕单目标猎物流程

Fig. 3 Flowchart of multi-agent pursuit single-target prey

3 实验仿真与结果分析

为了充分验证本文算法的有效性和合理性，将具有针对性的三种算法(文献[14]算法、文献[9]算法、文献[11]算法)与本文算法进行仿真实验对比，结果如表1所示。实验的仿真环境为一个具有多处不同大小障碍物(房屋、人、山、河流等)的实验平台，环境中有三个追捕者、一个逃跑者。

假设所有的Agent具有以下特质：

1)追捕过程中所有的Agent均只能活动在具有边界的地形中，其运动可选择的方向为360°。

2)所有的Agent对环境中的障碍物以及每个Agent等位置信息已知，并且所有的Agent在环境中初始位置随机，初始化所有参与追捕者的速度值均为2 m/s，追捕者在速度上比逃跑者的速度要快，其追捕者的速度变化要根据速度影响系数K_v变化。

3)假设当前时刻t是追捕者所占据的位置$X_{a,b}$(0 m < a < 720 m, 0 m < b < 720 m)，追捕者与逃跑者每次移动一个身位(自身的宽度20 cm)*V(速度)，其移动的方向选择为360°。用$H_i(t)$表示此时$X_{a,b}$处的Agent可以运动到的位置，如式(14)所示：

$$H_i(t) = \begin{cases} X_{a,b}, & t \\ (X_a + \cos(Dir*\pi/180°)*20*V, & \\ \quad X_b + \sin(Dir*\pi/180°)*20*V), & t+1 \end{cases} \tag{14}$$

其中：$X_{a,b}$表示t时刻所在的位置；$(X_a + \cos(Dir*\pi/180°)*20*V, X_b + \sin(Dir*\pi/180°)*20*V)$表示在$t$+1时刻所在的位置；$Dir$为转向度数，并且规定转向度数一次为5°；$\pi$=3.14；20为追捕者以及逃跑者的身长；$V$为速度值。

在上述同样的环境中进行基于博弈方法的多Agent追捕[14]、基于强化学习的多Agent追捕[9]、基于自组织结构的多Agent追捕[11]，以及本文提出的基于博弈论及Q学习的多Agent协作追捕等算法的研究。每种算法实验50次，不同算法的追捕时间如表1所示，表中数字代表追捕者从开始追捕逃跑者到完成追捕所用的时间。从表1中可以看出，本文算法的协作追捕效率更高。

表1 不同算法的追捕时间对比 单位：s

Tab. 1 Pursuit time comparison of different algorithms unit：s

算法	50次实验数据	平均值
文献[14]算法	57.4,50.9,49.1,46.2,45.6,39.1,36.1,35.9,33.5,31.1,30.2,29.8,29.8,29.0,28.6 28.6,28.5,27.8,27.2,26.4,26.2,25.9,25.3,25.3,25.1,24.3,23.6,23.5,23.2,23.2 22.5,22.1,22.1,21.9,21.5,21.0,20.9,19.2,18.4,17.9,17.5,17.5,17.1,17.0,16.3 16.3,15.9,15.7,12.1,11.4	26.414
文献[9]算法	80.0,68.3,63.3,61.8,60.8,55.6,49.5,49.5,45.2,41.2,38.7,37.9,37.5,36.9,36.2 35.6,33.9,33.9,30.8,30.1,29.6,29.6,28.9,28.9,28.5,27.8,26.8,26.2,25.8,24.0 24.0,23.5,22.7,22.7,22.5,22.2,21.6,19.4,19.1,18.5,17.1,16.8,15.9,14.9,14.8 14.4,13.9,13.6,12.0,10.2	31.252
文献[11]算法	76.2,68.7,52.9,52.5,47.3,44.0,40.1,38.2,35.3,34.0,33.9,31.9,31.8,30.1,28.4 28.2,27.9,27.8,25.0,24.6,23.8,23.3,23.2,23.0,22.3,21.7,20.7,20.4,20.4,20.2 20.0,19.9,18.9,18.8,18.8,18.2,18.0,17.5,17.0,15.7,15.0,14.5,14.3,13.6,13.5 12.8,11.9,11.0,10.4,7.3	26.098
本文算法	62.7,41.7,41.2,39.9,39.5,36.2,36.0,35.3,34.5,32.8,32.3,31.6,31.1,29.9,29.4 29.3,28.4,26.7,26.7,26.6,26.3,24.9,24.7,23.0,22.6,21.9,21.7,21.7,20.8,19.7 19.4,19.4,19.2,19.1,19.0,17.4,16.6,16.4,16.0,14.7,14.4,14.2,13.8,13.6,12.8 10.0,9.9,8.5,8.4,8.2	24.202

在图4具有障碍物的环境中，多Agent追捕团队从初始位置开始，在人工势场合力的影响下，通过学习逃跑者的逃跑路径形成Step-T策略，求解协作追捕博弈，得到Nash均衡解，Agent选择均衡策略进行围捕。从整个追捕的时间上可以得出，本文算法较优，且较为稳定。由图4(a)中可知，环境中的障碍物可以作为围捕逃跑者的有利条件；而图4(b)中为追捕团队不利用障碍物进行的围捕。

(a) 利用障碍物追捕成功　　(b) 在无障碍地区追捕成功

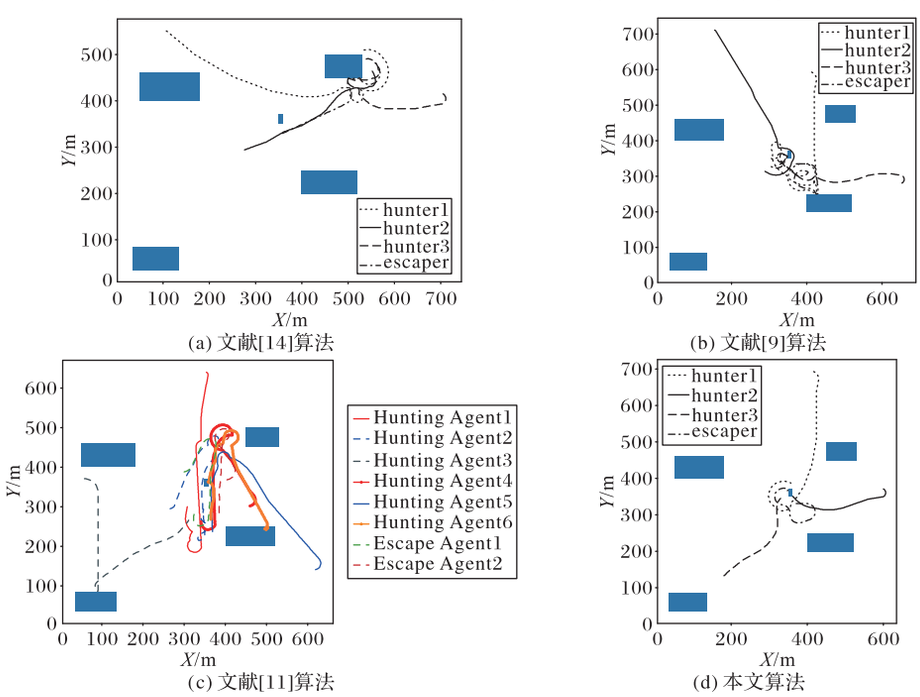
图4　多Agent追捕环境

Fig. 4　Multi-agent pursuit environment

在图5中，利用不同的曲线展示了追捕团队从任务开始到任务结束的一个动态过程，仿真实验环境中设定环境的边界为X、Y，其中，$0\ \text{m} \leqslant X \leqslant 720\ \text{m}$，$0\ \text{m} \leqslant Y \leqslant 720\ \text{m}$。

图5(a)是利用文献[14]中博弈论的算法在本文实验平台中进行的追捕，图5(b)是利用文献[9]中学习的算法在本文实验平台中完成的追捕，图5(c)是利用文献[11]中自组织算法在本文实验平台中完成的追捕，图5(d)是本文所提出的基于博弈论和Q学习的协作追捕算法在实验平台中完成的追捕。从图5中可以看出：追捕者在前半段发现逃跑者之后都尽可能地去贴近逃跑者，速度变化根据式(7)动态改变；在后半段中，其包围系数K_c会变得比较重要，可以直观地看出图5(d)中后半段的追捕完成的效率较高。

图6通过实验验证本文所提出的算法3即基于博弈论和Q学习的协作追捕算法在同等环境下，支付函数权重值的不同对追捕效率的影响。使用随机的策略进行了15次实验，分别每次改变两种参数。同时依据图5中的追捕模拟运动轨迹可知，在前半段进行的贴近逃跑者运动中，速度影响的因素K_v极为重要，在形成围捕之势时，包围系数K_c的重要性就显示出来了。从图6结果中可以看出，在同等环境下距离、包围程度，以及速度的权重不同，会使追捕的效率产生较大差异。



(a) 文献[14]算法　(b) 文献[9]算法　(c) 文献[11]算法　(d) 本文算法

图5　模拟实验追捕交互路径

Fig. 5　Interactive paths of pursuing in simulation experiment

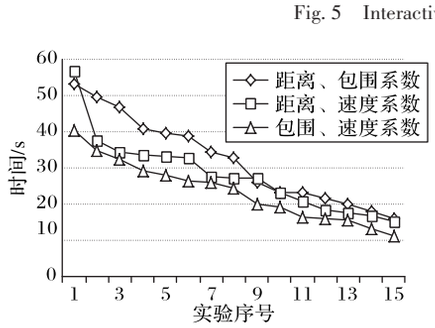


图6　同等条件下不同权值追捕时间对比

Fig. 6　Comparison of pursuit time with different weights under same condition

4　结语

本文提出了一种基于博弈论及Q学习的多Agent协作追捕算法，考虑到Agent具有的学习能力，在追捕过程追捕者与逃跑者会因为策略选择相互影响。首先，利用博弈的相关模型建立协作追捕团队；其次，在追捕过程中随机选择已经成功的追捕案例，将逃跑者的逃跑路径进行切段划分总结，对逃跑者的运动路径进行有限次的学习，更新状态值，调整追捕者的可执行策略集；最后，求解协作博弈模型，追捕者选择较优的追捕行动策略并完成追捕，增强了博弈方法的环境适应性。同时，加入了虚拟行动行为选择算法，在出现有多个Nash均

衡的情况下，使得 Agent 能够选择最优的均衡策略。仿真实验验证了所提算法既能快速捕获逃跑者和避开障碍物，又能适应当前的环境。在未来的研究中，将进一步研究存在多个逃跑者和多个追捕团队的协作追捕问题。

参考文献（References）

[1] TUYEN L P, VIET H H, AN S H, et al. Univector field method-based multi-agent navigation for pursuit problem in obstacle environments [J]. Journal of Central South University, 2017, 24(4): 1002-1012.

[2] SOUIDI M E H, PIAO S. A new decentralized approach of multi-agent cooperative pursuit based on the iterated elimination of dominated strategies model [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 2016: 5192423. 1-5192423. 11.

[3] SOUIDI M E H, PIAO S, LI G, et al. Multi-agent cooperation pursuit based on an extension of AALAADIN organizational model [J]. Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence, 2016, 28(6): 1075-1088.

[4] PEI H Q, CHEN S, LAI Q. Multi-target consensus circle pursuit for multi-agent systems via a distributed multi-flocking method [J]. International Journal of Systems Science, 2016, 47(16): 3741-3748.

[5] BHADAURIA D, KLEIN K, ISLER V, et al. Capturing an evader in polygonal environments with obstacles: the full visibility case [J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(10):1176-1189.

[6] SOUIDI M, E H SIAM A, PEI Z Y. Multi-agent pursuit coalition formation based on a limited overlapping of the dynamic groups [J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2019, 36(6): 5617-5629.

[7] 肖文雅，尚艳玲. 一种基于多 Agent 的有效负载均衡的 WebGIS 体系模型[J]. 河南师范大学学报(自然科学版)，2015，43(4)：151-156.（XIAO W Y, SHANG Y L. A loading-balancing framework for distributed WebGIS based on multi-Agent [J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2015, 43(4): 151-156.）

[8] 李珺，潘启树，周浦城，等. 未知环境下多机器人协作追捕算法[J]. 电子学报，2011，39(3)：568-574.（LI J, PAN Q S, ZHOU P C, et al. Multi-robot cooperative pursuit algorithm for in an unknown environment [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 568-574.）

[9] ASL Z D, DERHAMI V, YAZDIAN-DEHKORDI M. A new approach on multi-agent multi-objective reinforcement learning based on agents' preferences [C]// Proceedings of the 2017 Artificial Intelligence and Signal Processing Conference. Piscataway: IEEE, 2017:75-79.

[10] BILGIN A T, KADIOGLU-URTIS E. An approach to multi-agent pursuit-evasion games using reinforcement learning [C]// Proceedings of the 2015 International Conference on Advanced Robotics. Piscataway: IEEE, 2015:164-169.

[11] QAIR M Z, PIAO S, JIANG H, et al. A novel approach for multi-agent cooperative pursuit to capture grouped evaders [J]. The Journal of Supercomputing, 2018,76: 3416 - 3426.

[12] 郑延斌，陶雪丽，段领玉，等. 基于博弈论及惩罚机制的多 Agent 协作控制算法[J]. 河南师范大学学报(自然科学版)，2015，43(6)：146-151.（ZHENG Y B, TAO X L, DUAN L Y, et al. The algorithm for multi-Agent cooperation controlling based on game theory and punishment mechanism [J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2015, 43(6): 146-151.）

[13] FANG B, ZHU J, ZHANG H, et al. Multi Self-interested robot pursuit based on quantum game theory [C]// Proceedings of the 2017 Chinese Automation Congress. Piscataway: IEEE, 2017: 7368-7373.

[14] 晏亚林. 基于博弈论的多机器人追捕问题的研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工程大学，2014：16-22.（YAN Y L. Research on multi-robot pursuit-evasion based on game theory [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2014: 16-22.）

[15] HAKLI R. Cooperative human-robot planning with team reasoning [J]. International Journal of Social Robotics, 2017, 9(5): 643-658.

[16] ZHANG C, LI Q, ZHU Y, et al. Dynamics of task allocation based on game theory in multi-agent systems [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2019, 66(6): 1068-1072.

[17] 《现代应用数学手册》编委会. 现代应用数学手册：运筹学与最优化理论卷[M]. 北京：清华大学出版社，1998：371-454.（Editorial Board of *Modern Applied Mathematics Handbook*. Handbook of Modern Applied Mathematics: Operations Research and Optimization Theory Volume [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998: 371-454.）

[18] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning [J]. Nature, 2015, 518(7540): 529-533.

[19] YUAN Y, YU Z L, GU Z, et al. A novel multi-step Q-learning method to improve data efficiency for deep reinforcement learning [J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 175: 107-117.

[20] LAVALLE S M. Robot motion planning: a game-theoretic foundation [J]. Algorithmica, 2000, 26(3/4): 430-465.

[21] 程志，张志安，李金芝，等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用，2019，55(23)：29-34.（CHENG Z, ZHANG Z A, LI J Z, et al. Mobile robots path planning based on improved artificial potential field [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(23): 29-34.）

[22] SUN S, YIN G, LI X, et al. Path planning for mobile robot using the novel repulsive force algorithm [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2018, 108(5): Article No. 052067.

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (U1604156), the Henan Normal University Youth Fund (2017QK20).

ZHENG Yanbin, born in 1964, Ph. D., professor. His research interests include virtual reality, multi-agent system, game theory.

FAN Wenxin, born in 1994, M. S. candidate. His research interests include virtual reality, multi-agent system.

HAN Mengyun, born in 1993, M. S. candidate. Her research interests include virtual reality, Chinese character recognition.

TAO Xueli, born in 1978, M. S., lecturer. His research interests include virtual reality, multi-agent system.