

8-20-2020

Dynamic Offense and Defense Conversion Strategy of Robot Soccer Based on Ant Colony System

Xianlun Tang

Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

Jialin Zhou

Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

Lamei Li

Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

Zhang Yi

Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Dynamic Offense and Defense Conversion Strategy of Robot Soccer Based on Ant Colony System

Abstract

Abstract: In order to improve the offense and defense capability of robot soccer, a dynamic offense and defense conversion strategy of robot soccer based on hybrid communication mechanism of ant colony system was proposed. The mechanism enhanced robots' collaboration capabilities and avoided the conflict or task deadlock. The strategy divided the region and established the formation according to the sub-regional pheromone, and the position of the ball was regarded as the drive information. Experimental results in FIRA simulation platform show that the dynamic offense and defense conversion strategy have better performance and improve the global offense and defense capability, so it can be applied to robot soccer effectively.

Keywords

robot soccer, offense and defense conversion, ant system, hybrid communication mechanism

Recommended Citation

Tang Xianlun, Zhou Jialin, Li Lamei, Zhang Yi. Dynamic Offense and Defense Conversion Strategy of Robot Soccer Based on Ant Colony System[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(3): 534-541.

基于蚁群系统的仿真机器人足球攻防转换策略

唐贤伦, 周家林, 李腊梅, 张毅

(重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 为了提高机器人足球的整体攻防能力, 在动态攻防转换策略中建立了基于蚁群系统的混合通信机制, 既增强了足球机器人的协作能力, 又避免了足球机器人陷入冲突或任务死锁状态, 增加了攻防转换的灵活性。在该通信机制的基础上采用攻防区域划分的方法, 以球的位置为驱动信息, 通过信息素来确定变换队形。在 FIRA 仿真平台中实验表明, 基于蚁群混合通信机制的动态攻防转换策略使得仿真足球机器人在比赛过程中表现出更优异的性能, 改善了球队的整体攻防能力, 可有效应用于机器人足球比赛中。

关键词: 仿真机器人足球; 攻防转换; 蚁群系统; 混合通信机制

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 03-0534-08

Dynamic Offense and Defense Conversion Strategy of Robot Soccer Based on Ant Colony System

Tang Xianlun, Zhou Jialin, Li Lamei, Zhang Yi

(Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In order to improve the offense and defense capability of robot soccer, a dynamic offense and defense conversion strategy of robot soccer based on hybrid communication mechanism of ant colony system was proposed. The mechanism enhanced robots' collaboration capabilities and avoided the conflict or task deadlock. The strategy divided the region and established the formation according to the sub-regional pheromone, and the position of the ball was regarded as the drive information. Experimental results in FIRA simulation platform show that the dynamic offense and defense conversion strategy have better performance and improve the global offense and defense capability, so it can be applied to robot soccer effectively.

Keywords: robot soccer; offense and defense conversion; ant system; hybrid communication mechanism

引言

多智能体系统(Multi-agent System, MAS)是分布式人工智能研究的一大热点, 通过对多智能体系统中的单个 Agent 个体能力的有效通信、协作、组

织和学习, 从而解决系统中的动态不确定性、环境异构性及面临诸多突发事件等问题, 以提高系统的灵活性、鲁棒性和自适应性^[1-4]。

仿真机器人足球比赛是一个典型的多智能体系统, 其研究重点是动态不确定环境中的多 Agent 协作策略, 从而实现更有效的实时推理、规划和决策^[5]。将遗传算法^[6]、粒子群算法^[7]、蜂群算法^[8]和蚁群算法^[9]等仿生智能算法用于多 Agent 协作策略的设计, 具有很好的研究效果。目前对机器人足球比赛的策略研究大多集中在决策系统设计^[10]、



收稿日期: 2014-03-03 修回日期: 2014-09-13;
基金项目: 国家自然科学基金项目(60905066); 重庆市自然科学基金项目(cstc2011jjA1313); 重庆市自然科学基金项目(cstc2012jjA1642);
作者简介: 唐贤伦(1977-), 男, 四川安岳人, 博士, 教授, 研究方向为群体智能、智能系统及机器人; 周家林(1990-), 男, 重庆长寿人, 硕士生, 研究方向为智能系统及机器人。

<http://www.china-simulation.com>

目标定位^[11]、路径规划^[12]、学习^[13]等策略问题。这些策略设计在一定程度上优化了足球机器人的进攻能力和防守能力,但是存在的不足是对足球场上动态变化的环境适应性不强,对环境的动态变化缺乏有效的应对策略,以至于进攻和防守阵型之间未能快速而有效的转换,从而不能达到预期效果。

针对仿真机器人足球比赛这一动态环境中进攻和防守之间的阵型转换进行研究,确立了中场区域作为攻防转换的纽带,并将蚁群的 Sign-based Stigmergy 机制和 Sematectonic Stigmergy 机制结合起来,建立起机器人球队的混合通信机制。然后以该通信机制为基础设计了足球机器人的动态攻防转换策略。比赛结果表明,算法和平台能够有效地融合在一起。该方法既能提升足球机器人的协作能力,也增强了个体机器人摆脱任务死锁的能力,快速而有效的攻防整形转换使球队的整体实力有了较大提高。

1 蚁群系统的通信原理

1.1 蚁群系统的通信方式

蚁群在觅食过程中,总能找到一条蚁穴到食物之间的最短距离。然而,单个蚂蚁的行为显得毫无规律,当大量蚂蚁通过整个群体的搜索却能表现出一定的智能行为^[14]。其原因在于,蚂蚁在觅食的过程中会在路径上释放一种“信息素”。信息素的主要作用表现为:(1)信息素具有挥发作用,较长的路劲,因为行走的蚂蚁少,随着时间的推移,路径上留下的信息素浓度越来越小,对蚂蚁的影响越来越弱,相反,最佳路劲上因为蚂蚁走得越多,信息素越来越多;(2)蚂蚁的通信方式是靠信息素,信息素浓度越高就会吸引越来越多的蚂蚁。蚁群系统通信的逻辑结构如图 1 所示。

蚁群系统通过信息素进行通信来表现出具有智慧的社会行为,可以参考蚁群这种通信的方式来解决多智能体的通信问题。在一定区域内,每个智能体在一定时间段内写入自己的信息,同时读取自己感兴趣的信息,从而实现智能体之间的信息共享,实现多智能体之间的协作和控制。

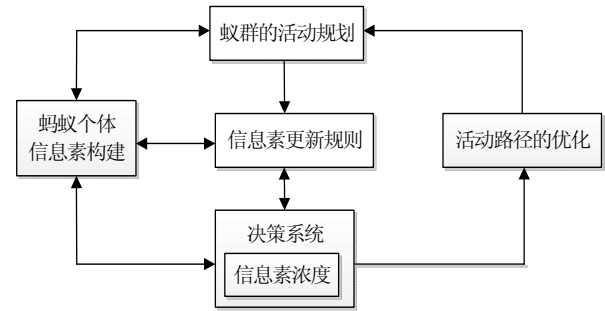


图 1 蚁群系统通信的逻辑结构

1.2 蚁群算法描述

以 n 个城市的 TSP 问题为例引入蚁群算法的基本模型^[15]。令 m 为蚁群中蚂蚁的数目, $b_i(t)$ 表示在 t 时刻位于城市 i 的蚂蚁的个数, τ_{ij} 表示在 t 时刻从 i 到 j 的连线上残留信息素的浓度。禁忌表 $tabu_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 用来记录蚂蚁 k 当前所走过的城市。在搜索过程中,蚂蚁根据各个路径上的信息素数量及路径的启发信息来计算转移概率。在时刻 t , 蚂蚁 k 从城市 i 转移到城市 j 的概率定义为:

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{l \in allowed_k} \tau_{il}^\alpha(t) \eta_{il}^\beta(t)} & j \in allowed_k \\ 0 & j \notin allowed_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: $allowed_k = \{0, 1, 2, \dots, n-1\} - tabu_k$ 表示蚂蚁 k 下一步可以选择转移的所有城市集。 α 和 β 分别表示为信息启发因子和期望启发因子。 η_{ij} 表示启发函数,取值为城市 i 和 j 之间距离的倒。

为了避免残留信息素过多引起残留信息淹没启发信息,在每只蚂蚁完成一个循环后,要对残留的信息素浓度根据式(2)进行更新:

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = \rho \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij} & \rho \in (0, 1) \\ \Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \end{cases} \quad (2)$$

其中: ρ 的取值范围为 $0 \sim 1$ 的任一常数,表示为信息素的残留系数; $\Delta \tau_{ij}$ 表示为在此次循环路径上的信息素的增量值。 $\Delta \tau_{ij}^k$ 可以表示为第 k 只蚂蚁在本次路径循环中的存留在路径 i 到 j 上的信息量的值。假如蚂蚁 k 并没有经过路径 ij , 那么 $\Delta \tau_{ij}^k$ 的值可认为为 0, 于是 $\Delta \tau_{ij}^k$ 表示为:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁经过路径 } ij \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

其中： Q 为信息素强度； L_k 表示第 k 只蚂蚁在。

2 多 Agent 的混合通信机制

2.1 多 Agent 的通信机制

在多智能体系统中, 要使每个 Agent 能够实现高效的协作并完成预定的任务, 需要以高效的通信机制为基础。在自然界中, 蚂蚁向环境中释放一种信息素, 通过信息素传递信息从而对其它同伴的行为产生影响, 这一通信机制称为 Stigmergy 机制。

应用于多智能体协作的 Stigmergy 机制有 Sign-based Stigmergy 和 Sematectonic Stigmergy 两种^[16]。

在仿真机器人足球系统中 Sign-based Stigmergy 机制, 可理解为己方足球机器人 Robot[i] 通过信息素将有用的信息传递给其他队员, 它是足球机器人之间进行协作的信号机制; 而 Sematectonic Stigmergy 机制, 可理解为球场环境或者执行任务的变化会相应的刺激足球机器人采取行动^[17], 其原理如图 2 所示。

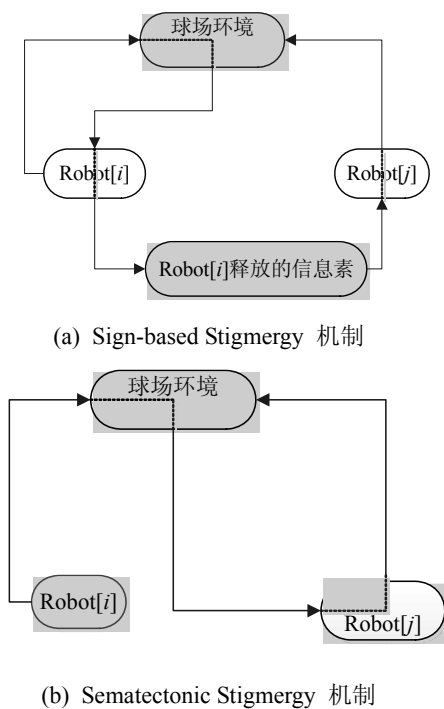


图 2 2 种 Stigmergy 机制

在图 2(a)中, Robot[i] 最先感知到球场环境的变化, 然后将信息传递给队友 Robot[j], 如此循环, 使每位队员得以共享信息, 有利于协作完成目标任务。然而这种信息传递机制存在一个问题, 如果 Robot[i] 从球场环境获取的是错误的信息, 但却将这一错误的信息传递给自己的队友, 如此循环传递, 使得每位队员获得的都是错误信息, 则必将导致整个球队执行错误的策略。在图 2(b)中, 足球队员 Robot[j] 不再以某一个球员为主导, 直接通过球场环境获取信息, 这种机制使得球员之间互不影响, 即使某个队员获取的是错误的信息, 也不影响其他队员获取正确的信息。

故在仿真机器人足球比赛中, 将 Sign-based Stigmergy 和 Sematectonic Stigmergy 两种机制相结合, 利用 Sign-based Stigmergy 机制的特性以增强足球队员的协作能力, 利用 Sematectonic Stigmergy 机制的特性以避免足球队员陷入冲突或死锁状态。

2.2 多 Agent 的决策模型

根据蚁群的 Sign-based Stigmergy 通信机制, 建立起足球机器人的协作模型。假设所有任务 $j(j=1, 2, \dots, m)$ 初始的信息素 τ_k 为 0。当某机器人 Robot[$i(i=1, 2, \dots, n)$] 发现某任务 j 时, 如果他能独立完成该任务, 这个足球队员 Robot[i] 就会收到相应的激励信号; 否则, 就将此任务的信息素 τ_k 置为一个新值; 同时, 该足球队员 Robot[i] 将新的信息传递给其它足球队员, 以寻求协作完成任务。未执行任务的足球队员, 每隔一段时间将会在球场相关区域内搜索未完成任务, 若发现有 k 件任务的信息素 $\tau_s (s = 1, 2, \dots, n)$ 不为 0, 则计算与之相关的概率:

$$p_{is} = \frac{(\tau_s)^\alpha}{\sum_{s=1}^k (\tau_s)^\alpha}; \quad s = 1, 2, 3, \dots, k \quad (4)$$

式中: α 为任务参数, 描述任务的重要程度。足球队员 Robot[i] 选择任务 s 概率为 p_{is} , $s=0$ 表示任务 s 未执行, $s=1$ 表示任务 s 执行。

$$p(s=0 \rightarrow s=1) = p_{is} \quad (5)$$

要使机器人对某一任务由状态 $s = 0$ 转变成状态 $s = 1$, 则 p_{is} 要达到某一概率。如果足球选择执行任务 s , 则立刻将 s 对应的信息素 τ_s 置 0, 以免误导其他机器人选择该任务, 造成错误信息在球队中循环传递。如果任务 s 在一段时间内还未完成, 任务 s 对应的信息素 τ_s 更新为:

$$\tau_s = \tau_s + h\Delta\tau \quad (6)$$

式中: $h\Delta\tau$ 为新增加的信息素浓度, h 参与协作的足球机器人的数量, 以此来吸引更多机器人来协同完成任务。

当足球队员 Robot[i] 执行一件非常艰巨的任务 s , 即使系统中所有的机器人共同协作也完成不了。但因 Robot[i] 选择了该任务, 就会将任务 s 信息素更新为 τ_s , 并将信息传递给其它足球机器人以寻求协助。若又有另一名足球队员 Robot[j] 受到信息素的吸引来协助足球队员 Robot[i] 完成此任务, 但发现在协助下还不足以满足任务要求, 则此任务的信息素浓度将增大。由于信息素 τ_s 的浓度变大, 越来越多的机器人受到吸引, 前来协助, 导致信息素 τ_s 的值进一步增大。因此, 对应的 p_{is} 越来越大, 更多的足球队员都被吸引来执行一件无法完成的事, 导致球队整体策略因小失大。这种现象就被称为任务死锁现象。

为了防止任务死锁现象发生, 引入蚁群的 Sematectonic Stigmergy 机制, 建立起足球机器人的防死锁模型。假设当足球队员 Robot[i] 发现有 s 件任务的信息素浓度 > 0 , 于是计算与这些任务相关的概率:

$$p_{is} = \frac{(\tau_{is})^\alpha (\eta_{is})^\beta}{\sum_{s=1}^k (\tau_{is})^\alpha (\eta_{is})^\beta} \quad (7)$$

式中: τ_{is} 表示机器人队员 i 所感受到的信息素浓度, 初始化 $\tau_{is} = \tau_s$; $\eta_{is} = 1/d_{is}$ 为距离因子; d_{is} 为足球队员 Robot[i] 和任务 s 之间的几何距离。足球队员 Robot[i] 在下一步以概率 p_{is} 选择任务 s :

$$p(s = 0 \rightarrow s = 1) = p_{is} \quad (8)$$

当 p_{is} 达到一定概率值, 足球机器人就开始执行此任务。若经过一段时间后, 球队 Robot[i] 还未完成该任务 s , 则放弃该任务, 重新搜索寻找新任务, 引入自适应衰减因子 λ , 其信息素更新表示为:

$$\begin{aligned} \tau_{is} &= \lambda \tau_{is} \\ \lambda &= \beta^{-n}; \quad 0 < \beta < 1 \end{aligned} \quad (9)$$

式中: β 为一个 < 1 的常数; n 表示球员 Robot[i] 连续选择任务 s 的次数。当 n 越大, λ 越小, τ_{is} 便会减小, 此任务的吸引力就不足以让足球机器人再选择它了。

通过引入蚁群 Stigmergy 的思想, 构建起仿真机器人足球赛的混合通信机制, 以提高足球机器人之间的协作能力和防止陷入死锁状态的能力。为球队在球场动态环境下实施有效的攻防转换奠定了基础, 也提高了场上足球机器人的自适应能力。

3 动态环境中的攻防转换策略

3.1 攻防区域划分

仿真机器人足球赛的攻防转换是在特定的区域内完成的, 故首先要对球场进行区域的划分。本文将球场划分为 3 个区域, 即攻防转换区域、进攻区域和防守区域, 若我方在左边, 则最左边为防守区域, 最右边为进攻区域。在进攻区域主要执行进攻策略, 在防守区域执行防守策略, 在攻防转换区域则以球为驱动信息, 实现进攻和防守之间的有效转换, 转换完成后决定执行进攻或是防守策略。

信息素的设置对于实现有效的攻防转换非常重要, 阵型转换实现的过程中, 每个队员的位置选择都是通过信息素的计算来确定的。为了使攻防转换能完美融入原来的策略系统中, 采取分区获取信息素的办法。从图 3 中可以看到区域的分布和信息素的分区方式。I 区是由宽为 d_1 的区域组成, 其对应的信息素为 τ_1 ; II 区是由宽为 d_2 的区域组成, 其对应的信息素为 τ_2 ; 剩下的区域为 III 区, 其对应的信息素为 τ_3 。根据队形转换的测试效果, d_1 和 d_2 可进行适当调整, 各区域的信息素初始值为:

$\tau_1=0$, $\tau_2=300$, $\tau_3=500$ 。攻防转换的具体算法流程如下:

Step 1: 获取目前球所在的位置信息;

Step 2: 若球在区域 I, 则四名机器人队员进入该区域, 根据情况完成队形转换, 各机器人队员进行具体任务分配, 信息素 τ_1 开始积累。经过一段时间后, 球如果还在区域 I, 并且信息素 τ_1 积累至 τ_2 的值后, 启动任务解锁模式, 并将该区域内机器人队员减少一名, 这名机器人队员进入区域 II, 并执行相关策略;

Step 3: 若球在区域 II, 则 3 名机器人队员进入该区域, 根据情况完成队形转换, 各机器人队员进行具体任务分配, 信息素 τ_2 开始积累。经过一段时间后, 球如果还在区域 II, 并且信息素 τ_2 积累至 τ_3 的值后, 启动任务解锁模式, 并将该区域内机器人队员减少一名, 这名机器人队员进入区域 III, 并执行相关策略;

Step 4: 若球在区域 III, 进入策略的进攻或防守区域, 根据球场实时情况采取相应的策略。

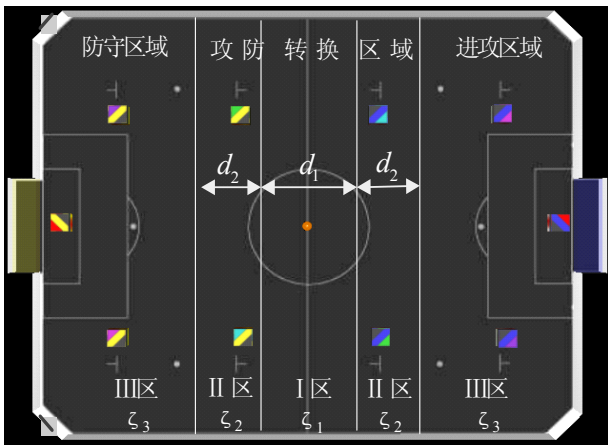


图3 区域分布图

3.2 队形转换模型

根据信息素浓度和球的位置来确定目前球场状态, 按照队形转换的需求来计算各个机器人队员运动目标点, 并确定有效到达目标点的路径, 队形转换示意图如图 4 所示。

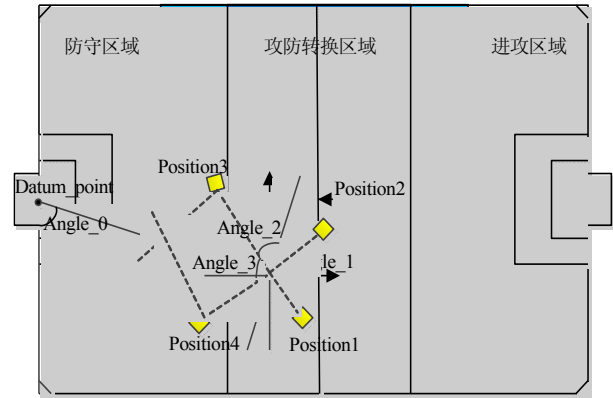


图4 队形转换示意图

图 4 中所示的主要数据有: 基准点 datum point, 球的坐标用 (bx, by) 表示, 4 名机器人队员的位置情况记为 Position i ($i=1, 2, 3, 4$) 并用 $(rx[i], ry[i])$ 表示其坐标, 用 $Length_i$ ($i=1,2,3,4$) 表示机器人队员 Robot $[i]$ 到球之间的距离, 球与机器人队员的位置关系, 主要通过动态测试来进行设定。由基准点和球的位置, 可以得出 $Angle_0=Angle_1$, Position3 和 Position4 可以通过 $Angle_2$ 和 $Angle_3$ 来控制, 根据球的位置和场上态势, 动态调整队形, 机器人队员执行适当动作函数来实现对球权的控制。机器人队员运动目标点的计算公式^[18]如下:

Position1:

$$\begin{aligned} rx[1] &= bx + Length_1 \times \\ &\quad \cos(\pi - Angle_1 - Angle_2) \\ ry[1] &= by + Length_1 \times \\ &\quad \sin(\pi - Angle_1 - Angle_2) \end{aligned}$$

Position2:

$$\begin{aligned} rx[2] &= bx + Length_2 \times \cos(Angle_1 + \\ &\quad Angle_2 + Angle_3 - \pi) \\ ry[2] &= by + Length_2 \times \sin(Angle_1 + \\ &\quad Angle_2 + Angle_3 - \pi) \end{aligned}$$

Position3:

$$\begin{aligned} rx[3] &= bx + Length_3 \times \\ &\quad \cos(Angle_1 + Angle_2) \\ ry[3] &= by + Length_3 \times \\ &\quad \sin(Angle_1 + Angle_2) \end{aligned}$$

Position4:

$$rx[4] = bx + Length_4 \times \cos(Angle_1 + Angle_2 + Angle_3)$$

$$ry[4] = by + Length_4 \times \sin(Angle_1 + Angle_2 + Angle_3)$$

通过位置计算公式可知, 通过对变量 $Length_1, Length_2, Length_3, Length_4, Angle_1, Angle_2, Angle_3$ 动态调整可以灵活改变当前的队形, 提高对动态环境的适应能力。在队形转换时, 确定机器人队员运动的目标点后, 可以通过如下步骤选择每个机器人队员的最优位置:

Step 1: 对每个机器人队员进行路径规划, 使用栅格法进行预测, 首先计算出除去守门员以外的机器人队员到 Position1 的路径。

Step 2: 计算出除去守门员以外的机器人队员到 Position1 的路径上的信息素浓度, 在 3 个分区中, 不同段路径按比例计算。信息素值最大的路径确定为机器人队员到 Position1 的最优路径。

Step 3: 对除去 Position1 上的机器人队员以外其他机器人队员进行栅格化以及预测, 计算出对其余各个目标点位置的路径, 此时以最短时间作为评价标准。找出各机器人到对应目标点的最佳组合。

Step 4: 确定所有目标点对应机器人队员后, 调用跑位函数, 位置最优的机器人采取适当策略, 实现阵形转换。

阵形确定以后, 每个机器人队员承担各自角色并执行对应的任务。

4 仿真结果分析

在 FIRA 仿真平台 SimuroSot 5vs5 比赛环境下进行了仿真实验。为了验证基于蚁群 Stigmergy 机制的机器人足球动态攻防转换策略(简称 DODC)的性能, 在实验中加入了本研究团队开发的基于多目标混沌 PSO 的机器人足球防守策略^[19](简称 MO-CPSO)和改进前的一个实力较强的原始策略(简称 Original), 分别与机器人足球比赛中能力较强的一个策略进行比赛, 并统计比赛中获得的数据。本文采取分区统计时间周期的办法, 如图 5

所示, 将球场按区域划分为三个时间统计区, 从本方半场到对方半场依次编号为 1, 2, 3, 将球在对应区域的时间分别记为 t_1, t_2, t_3 。

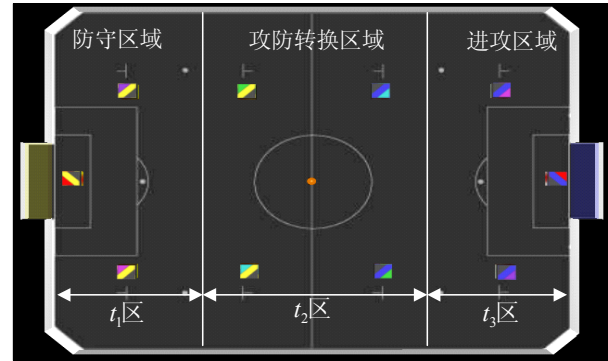


图 5 分区统计时间图

每次实验统计球在划分区域内的停留周期, 设定参数为总周期数 $T(T=t_1+t_2+t_3)$ 。仿真比赛分为上下半场, 各 5 min。每半场时间作一次实验, 仿真比赛系统每秒调取比赛策略 60 次, 但实际上每秒的执行次数跟当前的计算机配置和运行状态有关。10 次仿真比赛后采集的平均数据如表 1 所示。

表 1 控制区域时间对比

策略	T /周期	t_1/T	t_2/T	t_3/T
Original	16 800	0.559 23	0.347 73	0.093 04
MO-CPSO	16 440	0.460 07	0.317 97	0.221 96
DODC	16 370	0.222 46	0.344 93	0.432 61

从表 1 中数据可知, 3 种策略在防守区域的时间消耗 t_1 为 $DODC < MO-CPSO < Original$ 。因为 DODC 策略在攻防转换区域可以针对对方的进攻情况, 促使队员选择合适队形, 实现协同防守, 从而取得控球权, 降低防守压力, 并能快速由防守转为进攻; 3 种策略在进攻区域的时间(t_3)的关系为 $DODC > MO-CPSO > Original$, 因为 DODC 策略使得队员协同组织进攻, 即使射门没有成功, 由于队形站位优势, 能快速组织二次进攻, 或者失去控球权后能就地反抢, 延缓对方进攻, 并重新进行队形转换来组织防守。尽管 3 种策略在攻防转换区域的耗时(t_2)相差不大, 但是 DODC 策略能够充分利用这一时间段在中场区域实施有效的攻防转换, 而不是

像其它两种策略忽略了中场区域的重要性,一味地执行进攻或者防守策略。

防守区域和进攻区域的时间比例测试结果如图 6 所示,DODC 策略的引入使得球在防守区域的耗时 t_1 小得多,表明协同防守的效果较好,受到对方的进攻威胁较小;而球在进攻区域的耗时 t_3 大大增加,表明可以将球控制在进攻区域,从而更有效地组织进攻。防守能力和进攻能力的加强,本质上得益于 DODC 策略,它使球队的攻防转换能力大大加强,凸显了该策略的中场优势。

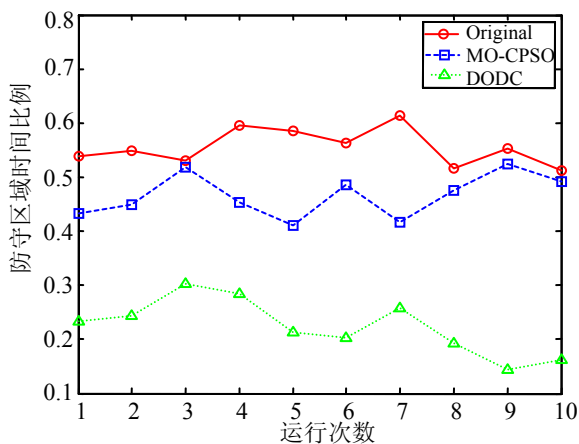
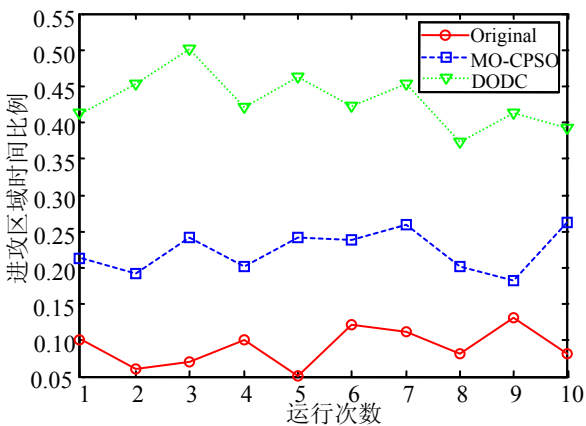
(a) 防守区域时间比例(t_1/T)(b) 进攻区域时间比例(t_3/T)

图 6 防守和进攻区域的时间比例

将 DODC、MO-CPSO 和 Original 3 种策略两两之间进行 10 场比赛,比赛结果如表 2 所示。为了详细评价 DODC 策略,定义了一些评价数据,其统计结果如表 3 所示。

表 2 3 种方法之间实验的比分结果

次数	MO-CPSO	DODC VS	DODC VS
	VS Original	Original	MO-CPSO
1	5:1	9:2	4:2
2	5:3	5:1	3:3
3	3:3	7:3	5:3
4	6:2	8:2	5:2
5	3:4	7:3	4:1
6	7:3	4:3	3:2
7	3:2	6:1	5:3
8	5:2	5:5	4:3
9	3:3	8:1	5:3
10	4:1	7:2	4:2

表 3 实验数据统计表

比赛	DODC VS Original		DODC VS MO-CPSO	
	Original	DODC	MO-CPSO	DODC
形成的底线进攻	25	86	37	58
形成的禁区进攻	14	53	32	49
中场截球次数	18	77	26	34
球在前场时间/%	25.4%	74.6%	34.1%	65.9%
全场控球率/%	32.7%	67.3%	42.6%	57.4%

表 2 结果表明,球队采用基于蚁群 Stigmergy 机制的动态攻防转换策略 DODC 与 Original 策略和 MO-CPSO 进行比赛时,得分均超过这两种策略。由于在 DODC 策略中足球机器人通过快速攻防的转换,使得进攻和防守的协同合作能力加强,能快速取得控球权,从而取得比赛胜利。也进一步验证了 DODC 策略对于提高球队整体实力的有效性。

表 3 的实验数据统计表明 DODC 策略优于 MO-CPSO 策略和 Original 策略。球在前场时间这一项数据显示 DODC 策略可以很好地将球控制在对方半场区域内,从实验中可以观测到中场区域双方交替控制控球权,但由于攻防转换策略使得主队队员之间站位处于有利位置,协同合作能有效拦截进攻并争取控球权。中场截球次数这一项数据也显示 DODC 策略截球的有效性。由于获得较多的控球权,主队可以多次组织进攻,从形成的底线进攻和形成的禁区进攻可以看到成效,由于 DODC 策略能根据场上态势灵活布置队员站位,更能适应动态变化的球场环境,有效地组织二次进攻,可以获得更多的射门机会,所以进球机会更多,这也是最终目的。

5 结论

本文提出了一种基于蚁群 Stigmergy 混合通信机制的机器人足球动态攻防转换策略 DODC, 该策略是建立在 Sign-based Stigmergy 和 Sematectonic Stigmergy 两种机制相结合的通信机制的基础上的。在规划的攻防区域中, 以球的位置作为驱动信息, 根据求取的信息素值来确定适合的队形。在 FIRA5vs5 仿真平台上进行测试, 结果表明动态攻防转换策略在比赛中创造出了更多射门机会, 体现了团队协作能力的有效性和足球机器人自身摆脱任务死锁的灵敏性, 由于攻防转换效率增加, 球队整体实力有较大提升。

参考文献:

- [1] Junhua Duan, Yian Zhu, Shujuan Huang. Stigmergy Agent and Swarm-Intelligence-based Multi-agent System [C]// Proc of the 10th IEEE World Congress on Intelligent Control and Automation. USA: IEEE, 2012: 720-724.
- [2] Semsar-Kazerooni E, Khorasani K. A game theory approach to multi-Agent team cooperation [C]// Proc. of the American control Conference on Hyatt Regency River front, St. Louis, MO, USA, 2009: 10-12.
- [3] Riedmiller M, Gabel T. On experience in a competitive gaming domin: reinforcement learning meets robot cup [C]// Proc. of the 3rd IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games. USA: IEEE, 2007: 17-23.
- [4] R Serban, L Valentin. An Adaptive Multi-agent Model for Automated Negotiation [C]// Proc. of the 19th International Conference on Control Systems and Computer. USA: IEEE, 2013: 167-174.
- [5] Feldman R, Dagan I. Knowledge discovery in textual database (KDT) [C]// KDD-95. Montreal, Canada: AAAI Press, 1995: 112-117.
- [6] H Okada, T Takagi. Evaluation of Multi-objective Genetic Algorithm for RoboCup Soccer Team Evolution [C]// Proc. of the IEEE International Conference on Instrument, Control and Information Technology. USA: IEEE, 2008: 151-154.
- [7] H Okada, T Wada, A Yamashita. Evolving RoboCup Soccer Player Formations by Particle Swarm Optimization [C]// Proc. of the IEEE SCIE Annual Conference. USA: IEEE, 2011: 1950-1953.
- [8] Mansury E, Nikookar A, Salehi M E. Artificial Bee Colony optimization of ferguson splines for soccer robot path planning [C]// Proc. of the First IEEE RSI/ISM International Conference on Robotics and Mechatronics. USA: IEEE, 2013: 85-89.
- [9] Kunli Zhou, Song Ma, Xuliang Zhu, *et al.* Improved Ant Colony Algorithm Based on Cellular Automata for Obstacle Avoidance in Robot Soccer [C]// Proc. of the 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology. USA: IEEE, 2010: 298-302.
- [10] Bin Chen, Chenxi Xiao, Xiaoshen Song. Intelligent Decision System Based on SOM-LVQ Neural Network for Soccer Robot [C]// Proc. of the IEEE International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. USA: IEEE, 2012: 323-326.
- [11] Torabian S, Hosein Alipour S, Mirzargar A, *et al.* Improving the localization of humanoid soccer robots in specified fields: A neural network approach [C]// Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Mechatronics. USA: IEEE, 2013: 443-448.
- [12] Kim J H, Kim Y H, Choi S H, *et al.* Evolutionary multi-objective optimization in robot soccer system for education [J]. Computational Intelligence Magazine, IEEE (S1556-603x), 2009, 4(1): 31-41.
- [13] Kao-Shing Hwang, Yu-Jen Chen, Ching-Huang Lee. Reinforcement Learning in Strategy Selection for a Coordinated Multi-robot System [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans (S1083-4427), 2007, 37(6): 1151-1157.
- [14] Dorigo M, Bonabeaub E, Theraulaz G. Ant algorithms and stigmergy [J] Future Generation Computer Systems (S0167-739x), 2000, 16: 851-871.
- [15] 段海滨, 马冠军, 王道波, 等. 一种求解连续空间优化问题的改进蚁群算法 [J]. 系统仿真学报, 2007, 19(5): 974-977.
- [16] Valckenaers P, Kollingbaum M, Van Brussel H. Multi-agent coordination and control using stigmergy [J]. Computers in Industry (S0166-3615), 2004, 53(1): 75-96.
- [17] Tuan A. Phan, R. Andrew Russell. An Effective Collaboration Algorithm for Swarm Robots Communicating by Sematectonic Stigmergy [C]// Proc. of the 11th IEEE International Conference on Control Automation Robotics & Vision. USA: IEEE, 2010: 390-397.
- [18] 覃杨森, 屈四宝, 娄云峰, 等. 基于蚁群算法的 SimuroSot 中场队形转换技术 [J]. 计算机应用研究, 2009, 26(7): 2446-2449.
- [19] 唐贤伦, 周维, 张衡, 等. 一种基于多目标混沌 PSO 的机器人足球防守策略 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(1): 51-55.