

文章编号:1007-130X(2007)10-0101-04

Robocup 仿真比赛传球策略研究*

A Study of the Passing Strategy on the Robocup Simulation Game

王 罡, 陈木彬, 梁福鸿, 郑淑梅

WANG Gang, CHEN Mu-bin, LIANG Fu-hong, ZHENG Shu-mei

(集美大学计算机工程学院, 福建 厦门 361021)

(School of Computer Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China)

摘 要: 机器人足球比赛是一个有趣且复杂的新兴人工智能研究领域, 为人工智能和多智能体合作的理论发展提供了一个重要的实验平台, 并使多智能体之间的合作、控制等许多新的理论和算法能够在其中得以测试和发展。本文通过对足球机器人传球策略进行分析提出了改进方法, 以期提高传球决策的成功率。

Abstract: The Robocup soccer tournament, which is interesting and complicated, has been developed as a newly researched area within AI. The Robocup soccer is an attempt to promote the cooperation of AI and multi-agent research by providing an important and experimental platform. In addition, the platform is applied in the multi-agent collaborative and multi-agent control for the evaluation of various new theories and algorithms. This paper analyzes Robocup and improves the success rate of the passing strategy by a proposed method.

关键词: Robocup; 传球策略; BP 神经网络; 模糊推理

Key words: Robocup; passing strategy; back-propagation(BP) network; fuzzy inference

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

1 引言

Robocup(The RobotWorld Cup, 简称 Robocup)即机器人世界杯足球锦标赛, 顾名思义, 就是制造和训练机器人进行足球比赛。1992 年 10 月, 在日本东京举行的关于人工智能领域重大挑战的研讨会中, 与会的研究人员对制造和训练机器人进行足球比赛以促进相关领域研究进行了探讨。在一些学者的积极倡导和有关公司的支持下, Robocup 联合会于 1996 年成立并在日本举行了一次表演赛, 获得很大的成功。第一届 Robocup 比赛和会议于 1997 年举行, 此后每年举办一届比赛。Robocup 机器人足球赛最重要的目的是通过这种方式来提高人工智能领域和机器人领域的研究水平, 交流新思想和新进展, 从而更好地推动基础研究和应用基础研究及其成果转化。它的最终梦想是能在 2050 年研制出能打败人类足球运动员的机器人足球队。

其中, Robocup 仿真比赛是目前为止发展最为成熟的一个领域, 为人工智能和多智能体合作的理论发展提供了一个重要的实验平台, 使得许多新的理论和算法能够在其

中得以测试和发展。Robocup 仿真比赛采用的是 Server/Client 结构, 各个 Client 与 SoccerServer 之间通过 UDP/IP 端口连接。球员通过每个仿真周期向 SoccerServer 发送控制命令来实现自身的各种动作, SoccerServer 则依球员视觉的设置以某个固定的时间间隔向球员发送其带噪声的视觉信息。球员根据收到的视觉信息来分析场上的情况, 然后通过自身的决策算法来决定当前要执行的动作。

在 Robocup 仿真足球赛这样复杂的多智能体(Multi-Agent)环境里, 每个 Client 都是一个自主的智能体(Agent), 他们不需要人工干预而自行决策来完成一系列的任务, 每个 Agent 都可以自由选择行为, 如抢球、跑位等。在仿真设计中涉及到很多关键性问题, 如智能体的体系结构、智能体团队的合作、自学习功能等。为了解决这些问题, 系统采用一种基于行为模式的体系结构, 使球员能根据环境和自己的状态来决定当前的行为模式, 然后根据该行为模式来决定当前要采取的动作。但是, 在球场上的各个物体都有一些比较固定的运动模型, 使得球员可以对场上各个物体未来的运动情况加以预测, 然后做出相应的动作决策。例如, 传球队员在执行传球动作之前, 往往要预测将球传向

* 收稿日期: 2007-03-29; 修订日期: 2007-07-09

作者简介: 王罡(1978-), 男, 吉林公主岭人, 硕士生, 讲师, 研究方向为人工智能。

通讯地址: 361021 福建省厦门市集美大学计算机工程学院; Tel: 13276021219; E-mail: wangweb@sina.com.cn

Address: School of Computer Engineering, Jimei University, Xiamen, Fujian 361021, P. R. China

几条可能的传球线路之后对方和己方队员的截球周期,然后通过比较双方球员的截球周期之差来确定各个传球线路的传球成功率,进而确定最终的传球线路。

2 Robocup 中智能体的运动模型

在 Robocup 仿真比赛中,球员可以执行的动作为:kick(力量,角度)、dash(力量)和 turn(角度)。kick 动作是用来踢球的,而球员的运动则主要依靠 dash 和 turn 动作,dash 是沿身体朝向向前或向后运动,turn 为转身命令。在同一个仿真周期中,这三个命令是不能同时执行的。另外,球和球员的状态是每个仿真周期(100 毫秒)更新一次,SoccerServer 依据各个物体的运动模型来更新各个运动物体的状态。几个主要的运动模型如下^[1]:

加速模型:

$$(u_x^{t+1}, u_y^{t+1}) = (v_x^t, v_y^t) + (a_x^t, a_y^t)$$

位置变化模型:

$$(p_x^{t+1}, p_y^{t+1}) = (p_x^t, p_y^t) + (u_x^{t+1}, u_y^{t+1})$$

速度衰减模型:

$$(v_x^{t+1}, v_y^{t+1}) = (v_x^t, v_y^t) \times decay$$

当球员踢球时,踢球所用的力量在球上施加一个加速度;而当球员加速时,加速命令中的力量参数也会转化为一个加速度。然后,球和球员的状态便会按上述运动模型改变。这些改变会带来相应的信息变化,并作为输入向量集输入到 BP 神经网络中,为 Agent 的动作决策提供参数依据。

众所周知,在足球比赛中,队员之间的配合好坏主要反映在传球的质量上。所以,我们在这里重点讨论如何提高传球的质量。传球决策要考虑的因素主要有三个:(1)安全性。球员传球不被对方拦截到是最重要的,现在的传球决策一般是以此为参考依据。(2)准确度。为了准确传球,还需考虑球的方向与速度。(3)提前量。将球踢向接球队友的前方,一般为身前 2~3 米。

3 对已有算法的分析

在各个球队公开的各种传球算法中,有一种算法使用人工神经网络来训练^[3],实现对传球方向及位置的判断。人工神经网络是由大量简单的基本元件——神经元相互联结,模拟人的大脑神经处理信息的方式进行信息并行处理和非线性转换的复杂网络系统。人工神经网络处理信息是通过信息样本对神经网络的训练,使其具有人的大脑的记忆、辨识能力,完成各种信息处理功能。按照网络的拓扑结构和运行方式,神经网络模型分为前馈多层式网络模型、反馈递归式网络模型、随机型网络模型等。目前,在模式识别中应用成熟且较多的模型是前馈多层式网络中的 BP 反向传播模型,其模型结构如图 1 所示。

BP 网络模型处理信息的基本原理是:输入信号通过中间节点(隐层)作用于输出节点,经过非线性变换,产生输出信号。网络训练的每个样本包括输入向量和期望输出量 t 。如果网络输出值 y 与期望输出值 y' 之间有偏差,则将误差(这个误差作为修正的权值)反向传播回各层;然后,调整输

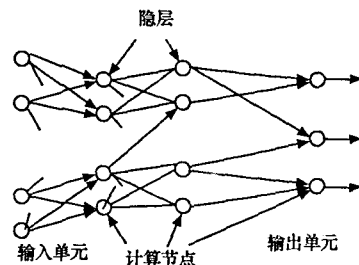


图1 BP神经网络结构图

入节点与隐层节点的联接强度取值和隐层节点与输出节点之间的联接强度取值,使误差沿梯度方向下降。经过反复学习训练,确定与最小误差相对应的网络参数(权值),训练即告停止。实际应用过程中,经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息进行自行处理,并输出误差最小的经过非线性转换的信息。

但是,一般的 BP 算法本身存在很大不足:由于每个 Agent 在每个时钟周期内要接受大量的服务器(Server)传送来的视觉和听觉信息,并根据这些信息作出相应的传球决策(Decision)。这些信息包括:(1)Agent 自身的信息:传球队员的位置 agentpositionX, agentpositionY;速度 agentSpeed;传球时身体的朝向 agentBodyangle;头的朝向 agentNeckangle;身体朝向与有朝向的夹角 agBodyrelToNeck。(2)Ball 的信息:球所在的位置 ballpositionX, ballpositionY;球的速度 ballSpeed;球的方向 ballDirection。这些信息的信息量非常大,由于 BP 算法存在着收敛速度较慢的缺陷,在具体的应用中常常会影响传球决策的产生。

另外一种方法就是解析法^[4]。解析法是对球及球员的运动建立理想化的数学模型来求解最佳截球位置的方法,例如几何方法,如图 2 所示。

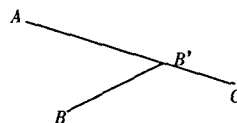


图2 传球示意图

A 要把球传给 C,在传球决策产生前,需要根据服务器(Server)传送来的视觉和听觉信息判断对方球员 B 是否会出现现在传球路线上:如果 B 出现在传球路线上的时间周期小于球到达 C 的时间周期,则放弃 A 到 C 的传球路线;否则传球给 C。

但是,由于服务器(Server)传送来的信息都会受到一定的噪声干扰,存在着动态的、无法用经验值推导的误差,所以也很难用几何建模的方法来得到成功率较高的传球决策。因此,我们在以上的分析基础上提出了改进。

4 我们的改进方案

首先对球员进行分类:持球队员和无球队员,然后执行不同的策略。

4.1 持球队员决策

(1)减少传球路线集合的判断。在许多情况下,每个 Agent 在控球时扫描周围的己方球员和可能阻挡传球路线的对方球员,然后再进行决策分析,如图 3 所示。

但是,在实战中,由于回传球多带来的危险非常高,所以一般不会向己方球门方向传球。因此, a 控球后立即把身体朝向调整到面向对方球门的方向,并只考虑在自己视野 60° 内的己方球员为传球对象。图 3 中, a 为控球队员, b, c 为己方队员, A, B 为对方球员。

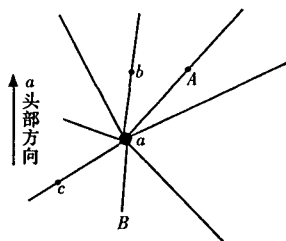


图3 持续队员决策

在实际应用中,如图4所示,6号队员控球则第一次判断只考虑9号队员和10号队员的信息,包括相对传球角度、距离、球员身体朝向、同上一周期所接受信息的差值、基本进攻/防守站位点等,并预测周边的队友下一步的动作,将球踢向接球队友的前方,一般为身前2~3米。这样大大减少了分析的信息量,缩短决策时间。如果持球队员在视野范围内找不到安全的传球策略,可以选择带球向前,并根据场上位置调整运动方向,并在下一个周期继续进行传球决策分析。

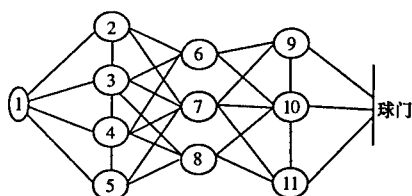


图4 传球决策在实际中的应用

(2)采用基于模糊推理传球决策。模糊推理是一种不确定性的推理法。它以模糊判断为前提,运用模糊语言规则推出一个模糊结论。模糊推理系统通常由一个规则库组成。它可以将连续状态映射为连续动作,将其与以上两种方法相结合,以提高学习的速度,实现传球策略的优化,完成动态规划。

首先建立一个基于模糊推理的评价系统,模糊推理系统的规则库一般由 N 个规则组成。假设输入向量为 $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, 输出向量为 $(y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$, 则规则库的表示形式为:

R_i : If x_1 is X_1 , and \dots and X_n is X_i

Then y_1 is Y_1 and \dots and y_n is Y_j

其中, R_i 代表第 i 条规则, $X_i (i=1, \dots, n)$ 代表输入变量模糊集, $Y_j (j=1, \dots, m)$ 代表输出变量的结果。

然后确定影响传球决策的信息,作为输入变量模糊集考虑的属性。目前,我们考虑的属性主要有以下几个:

①控球队员视野内的己方队员的角色(后卫、前卫、前锋等)。

②控球队员视野内的己方队员的号码(由于不同号码的球员进攻、防守站位点不同,所以在无球跑动过程中的速度、方向不同)。

③控球队员视野内的对方队员的角色(不同角色球员作出的截球策略与动作一般不同)。

④控球队员视野内的对方队员的前一周与当前周期的数据信息的差值。通过试验,我们发现 Agent 的截球周期 T 随传球角度 θ 及距离 L 的变化关系是一种函数的映射关系: $T=f(\theta, L)$, 而且对方球员在实际截球时,必须在每个仿真周期中通过不断地观察球的最新信息来调整自身的截球路线。这样就导致球员在截球时并非自始至终沿着一条直线跑动截球,更多的时候由于球员对自身的不断调整,截球线路变成了一条曲线。所以,几何模型解析法的推导结果存在误差。

⑤控球队员视野内的己方队员的前一周与当前周期的数据信息的差值。

⑥控球队员自己的角色、号码(因为不同位置和角色的球员在传球时的决策权值与处理方法不同。例如,后卫在处理球时如果球接近己方禁区,会加入 kick 球出底线或边线),并判断自己所在位置处于的球场区域(根据 BP 神经网络获得的样本值把球场划分不同的攻防敏感度)。

根据每种不同的属性,我们赋予不同的权值,而且可以根据自己球队代码的特点修改评价信息库。

根据公式: $y_j = \sum f(q_i) * f(x_i), i=1, 2, 3, \dots, n, j=1, 2, 3, \dots, m$ (其中, x 为输入向量集 $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$; q_i 为每个向量对应的不同权值,权值可参考训练中得到的成功率进行修改)计算输出向量的值集,并根据模糊推理系统的输出值进行动作选择。输出变量集划分为五个模糊空间: {优先权大, 优先权较大, 优先权一般, 优先权较小, 优先权小}, 这样可以通过快速遍历所有的可能传球路线的优先权来选出优先权最高的传球路线。

4.2 无球队员决策

无球队员是进攻的响应者。对于无球队员来说,无须考虑控球的问题,也暂时无法影响球的位置和速度。无球队员的决策以对持球队员行为的预测为核心。无球队员首先判断球在己方半场还是对方半场,再根据预测出的持球队员动作(带球或传球)的情况决定自己的行为。无球队员的行为主要是跑位,根据设定的有利进攻点来调整自身的方向,并跑向基本进攻站位点,以此来提高接球的成功率,并且减少传球者的分析信息量。无球队员在跑位的过程中要根据对方防守球员的防守站位,做出一定的判断并尽量减少对方可能的防守站位对传球路线带来的威胁。

5 结束语

通过改进在实践比赛中 Agent 可以快速地挑选更好的传球路线,提高了传接球的成功率,并且大大提高了整体的响应速度,同时更重要的是提高了进攻的效率。由于在传球决策过程中对己方球员及对方球员的行为预测将很大程度上影响传接球的成功率,下一步,我们将继续改进预测判断算法,及进一步改进无球队员对防守球员的摆脱和进攻站位策略,以期达到更好的进攻效率。

参考文献:

- [1] 于磊,王浩,王聘. RoboCup 中传球策略研究[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(28): 59-61.
- [2] 张颖霞,杨宜民,陈波,等. 多智能体团队合作在机器人足球

赛中的应用[J]. 微机发展, 2004, 14(7): 112-114.

- [3] 胡金滨, 唐旭清. 人工神经网络的 BP 算法及其应用[J]. 信息技术, 2004, 28(4): 1-4.
- [4] 郭博, 程家兴. RoboCup 仿真组的传球策略[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(2): 129-131.
- [5] Satje A. Reintbment Learning of Player Agents in RoboCupSoccer Simulation[A]. Proc of the 4th Int'l Conf on Hybrid Intelligent System[C]. 2004.
- [6] Badjonski M, Schroter K, Wendler J, et al. Learning of Kickin Artificial Soccer[C]. Proc of RoboCup'00[C]. 2000.
- [7] Stone P, McAllester D. An Architecture for Action Selection in Robotic Soccer[A]. Proc of the 5th Int'l Conf on Autonomous Agents[C]. 2001.
- [8] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. Neural NetWork Design[M]. China: China Machine Press, 2003.

(上接第 67 页)

suePage.dtd 的一个 XML 文档集。实验分六次进行, 文档集数量逐次递增, 分别为 10、100、200、300、400 和 500, 每次支持度取值均为 0.05。与第一组实验类似, 首先对 10 个文档稍做修改, 使得它们经过预处理后生成的 SST 具有一定的相似性但又不完全相同; 在此基础上, 测试在不同文档数量下分别用 TreeMiner 算法和 SSTMiner 算法对 SST 进行处理所需要的时间。10 个文档在最小支持度为 0.05 时, 可以挖掘出的频繁子树数量为 288 290。对于不同数量构成的文档集, 分别用 TreeMiner 算法和 SSTMiner 算法挖掘这些数目的频繁子树所需要的时间如图 5 所示。由实验结果可以看出, 当支持度不变时, 在相同文档数量下, 算法 SSTMiner 的效率高于 TreeMiner 算法; 而且, 随着文档数量的增长, 其性能优越性也更加明显。

表 1 三个文档集在不同支持度下的频繁子树数量

minSup	IndexTermsPage(80)	OrdinaryIssuePage(60)	ProceedingPage(10)
1.0	0	0	0
0.9	2 232	606	779
0.8	2 232	5 189	3 342
0.7	54 402	5 189	9 488
0.6	54 402	17 229	15 120
0.5	505 765	17 229	15 120
0.4	505 765	29 901	21 013
0.3	2 139 877	50 894	114 719
0.2	2 139 877	50 894	232 991
0.1	5 260 182	132 815	622 634
0.0	5 260 182	132 815	622 634

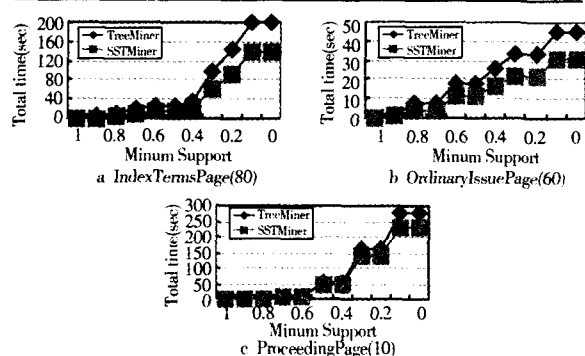


图 4 支持度测试

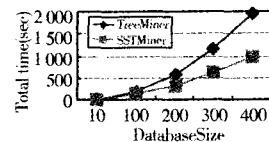


图 5 规模测试

6 结束语

本文提出了一种从由带标签有序树构成的森林中挖掘嵌入式频繁子树的方法, 首先对 XML 文档进行预处理, 生成最简结构树 SST; 接着利用 SSTMiner 算法挖掘由 SST 构成的森林中的频繁子树。SSTMiner 算法不但继承了 TreeMiner 算法的优点, 而且针对 TreeMiner 算法存在的瓶颈问题, 以及结合当前所处理的 SST 的结构特点, 对 TreeMiner 算法进行改进, 改进策略主要考虑到减少候选子树的产生以及减少范围列表元素连接的次数两个方面, 从而进一步提高了算法执行的效率。最后, 本文通过实验证明了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] Inokuchi A, Washio T, Motoda H. An Apriori-Based Algorithm for Mining Frequent Substructures from Graph Data [A]. Proc of the 4th European Conf on Principles of Knowledge Discovery and Data Mining[C]. 2000.
- [2] Inokuchi A, Washio T, Motoda H. Complete Mining of Frequent Patterns from Graphs; Mining Graph Data[J]. Machine Learning, 2003, 50(3): 321-354.
- [3] Zaki J M. SPADE: An Efficient Algorithm for Mining Frequent Sequences [J]. Machine Learning, 2001, 40(1-2): 31-60.
- [4] Zaki M J. Efficiently Mining Frequent Trees in a Forest[A]. Proc of 8th ACM SIGKDD Int'l Conf on Knowledge Discovery and Data Mining[C]. 2002. 71-80.
- [5] Zaki M J, Aggarwal C C. XRules: An Effective Structural Classifier for XML Data[A]. Proc of the 9th ACM SIGKDD Int'l Conf on Knowledge Discovery and Data Mining[C]. 2003.
- [6] Zaki M J. Efficiently Mining Frequent Trees in a Forest: Algorithms and Applications[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(8): 1021-1035.
- [7] Wang C, Hong M, Pei J, et al. Efficient Pattern-Growth Methods for Frequent Tree Pattern Mining[A]. Proc of the Pacific-Asia Conf on Knowledge Discovery and Data Mining [C]. 2004.
- [8] Sigmod XML 数据集[EB/OL]. <http://www.acm.org/sigmod/record/xml>. 2006-03.