

# 足球机器人比赛中的构造性归纳

(清华大学综合论文训练)

院（系、所）： 软件学院  
专 业： 信息组织与管理  
姓 名： 劳逆  
指 导 教 师： 李春平

二〇〇三年六月

## 摘 要

对手建模即智能体对于环境中其他智能体的意图、知识、行为建立模型。它是多智能体对抗重要部分，能大大提高系统在多智能体环境中的鲁棒性。在数据挖掘中构造性归纳能够自动生成并选择出有效的属性。这在图像识别、机器学习这些复杂的领域是非常重要的。我们介绍了一种新的基于启发式广度优先搜索的构造性归纳方法CSea (Concept Sea)。这种方法被用于Robocup 足球机器人仿真比赛中解决球员铲球预测的问题。CSea算法引入了一种新的构造算子，延迟算子(delay)，以赋予一般的分类算法以处理时间序列的能力。最后我们通过实验结果证明了CSea构造性归纳的能力以及描述并识别时间序列的能力。

**关键词：**构造性归纳，对手建模，信息增益

# 目 录

第一章 引言	1
第二章 对手建模	2
2.1 概念	2
2.2 博弈论的方法	2
2.3 分类的方法	2
2.4 推理的方法(Abductive Approaches)	3
第三章 构造性归纳(Constructive Induction)	4
3.1 概念	4
3.2 子集选择(Subset Selection)	4
3.3 搜索的策略	5
3.4 构造算子(Constructive Operators)	5
3.5 构造与选择的联合使用	5
3.6 应用	6
第四章 问题描述	7
4.1 RoboCup仿真比赛环境综述	7
4.2 铲球预测问题	8
第五章 系统结构	9
5.1 深度优先的搜索	9
5.2 设定属性限额(population)	10
5.3 构造算子(constructive operator)	10
5.4 预测提前因子(advance)	12
5.5 分类算法和评价函数	12
第六章 试验	15
6.1 数据描述	15
6.2 信息论的分类算法IGdivider	15
6.3 $\text{advance} = 0$ 的结果以及分析	19
6.4 $\text{advance} = 1$ 的结果以及分析	22

6.5 不同对手的建模 . . . . .	23
6.6 对比试验 . . . . .	23
第七章 将来的工作	25
第八章 总结	26
致谢	32

# 第一章 引言

准确的分类在图像处理、机器学习等很多领域是构造有效的系统的重要组成部分。分类系统的准确率主要决定于描述样本的特征集合是否恰当。在分类系统的多数应用中，很大一部分工作在于寻找能够得出满意结果的特征集合。这样系统设计者就需要能够帮助特征构造和特征选择的工具 [32]。

在复杂、动态、多智能体的环境中，智能系统的最大挑战在于从不确定中获得鲁棒性 [4]。这种环境中，由于状态空间维数爆炸，设计者无法事先预测可能的状态，于是智能体也无法做出正确的决策 [5]。另外，这样的环境下智能体也无法完全准确的感知其周围的环境。这样的领域包括：虚拟环境训练 [6]，战争模拟 [7] 以及自动目标识别 [8]。鲁棒的智能体就需要有自动感知、诊断故障并从中恢复的能力。通过对手建模，智能体将大大提高其在多智能体环境中的鲁棒性 [10]。

在接下来的几个部分我们将首先回顾对手建模和构造性归纳(constructive induction) 方面以前曾采用的方法。然后我们介绍一种新的基于启发式广度优先搜索的构造性归纳方法CSea (Concept Sea)。这种方法被用于Robocup 足球机器人仿真比赛中 [1] 解决球员铲球预测的问题。最后通过实验结果证明了它的有效性。

## 第二章 对手建模

### § 2.1 概念

通过对手建模，即智能体对于环境中其他智能体的意图、知识、行为建立模型的能力，智能体能大大提高其在多智能体环境中的鲁棒性 [10]。新的人脑研究理论也宣称，人脑的很大一部分能力用于对未来的预测。合作关系的智能体的模型能够增强小组合作同时减小通讯带宽 [3]。同样博弈论的试验也表明：预测对手将来的决策将比仅仅是对其最近的行为作出反应要取得更好的结果 [9]。

从一般的博弈论的方法到规划识别(plan recognition)，现在已经提出了多种对手建模的方法。但是多数都不能用于动态、非离散、多智能体的环境中 [3]。

### § 2.2 博弈论的方法

博弈论是对手建模的理论基础。它要解决的问题是对于特定对手怎样的策略才是最优的。其应用范围不但包括象棋这样的游戏，还有经济、谈判、战争等领域。很多这一类问题可以转化为多智能体系统(MAS)。但是还不能用于复杂、动态的MAS。

在回合制的博弈中最大最小原则已经是完美的方法，但前提是确定性的完全信息的博弈，且假设对手采取最优策略 [13]。Petter Stone 提出IMBBOP的方法，通过理想的模型预测对手行为的结果 [11]。

但是在复杂的博弈中，对手的策略是近似最优的，因为很难甚至不可能找到最优策略 [12]。博弈论的方法假设智能体之间相互知道对方的动作集合和评价函数，这通常是不可能的。

### § 2.3 分类的方法

在分类的方法中，通过可以观测的特征，对手首先被分类。然后对于每一类对手分别制定最优的对策。

Patrick Riley 和Manuela Veloso 提出一种识别算法，通过对对手的观测，与对手行为最匹配的模型能够被选择出来 [14]。

Gal 把对于动态复杂连续多变量的世界状态(world state) 转化为可识别的原子行为序列。然后通过分析这个时间序列来寻找可以体现球队特征的子序列 [17]。

Michael Wunstel 等提出了一种应用自组织图(Self-Organizing Maps)来直接对时—空数据(spatio-temporal data) 聚类的方法。他们用这种方法来评价RogoCup球员的行为。他们通过纯粹的位置序列得出关于队员战术行为的结论。另外他们还通过分析球员与球的相互作用获取关于球员技术能力的信息 [15]。

分类的方法中的对策需要通过人为的试验来评价筛选。

## § 2.4 推理的方法(Abductive Approaches)

在推理的方法中，观测结果被对应到某种模型。知道对手做某种反应的阈值是很重要的。所以模型不应该依赖于事先的离散化，而是应该自动的做离散。因为这种方法的结果将用于改进球员的行为，他的结果需要有特定的形式，这样能够产生对球员的指令 [18]。

Jan Murray 使用脚本语言来描述多智能体的行为。他们的脚本语言包括象状态机一样工作的状态转移图，可以描述程序性的行为，还有象逻辑规则一样工作的决策树，可以表达说明性的行为(declarative behavior) [16]。

Ubbo Visser 使用基于时间序列的决策树推理来在线的产生规则。它被用于分析守门员的行为和球员传球行为 [18]。

Csea 方法通过前馈网络来表示产生的属性。单独一个属性的分类能力相当于决策树在一个属性集合上面的分类能力。它不需要做事先的离散化。通过它对对手动作的预测可以帮助球员决策。

## 第三章 构造性归纳(Constructive Induction)

### § 3.1 概念

数据预处理是现实应用中知识发现的重要步骤。属性构造和选择是通过变换简单的数据而使得数据挖掘更加容易 [37]。属性构造和属性选择可以看作表示问题的两个方面。有时候表示语言对于一些学习算法不足以描述问题，属性构造可以用于丰富语言；另一些情况下表示语言包含了超过所需要的语言，属性选择可以用于化简语言。属性选择还可用于剔除属性构造中产生的无用属性。所以这两种方法经常是联合在一起使用的。构造性归纳(constructive induction或者CI) 的概念最早是由Michalski提出的 [42]。CI 同样遵循了从原始属性集合产生与问题更加相关的属性的思想以改进学习过程。

CI有以下几个重要的方面：

### § 3.2 子集选择(Subset Selection)

自己选择被定义为寻找能够满足某种标准的最小子集。这种标准可以是错误率(error rate)、不相容率(inconsistency rate)、信息度量( information measure)、距离度量(distance measure) 或者相关性度量(dependence measure)。另外一种等价的定义是寻找一个属性子集，使得样本在某种允许的标准下投影以后个数最少 [23]。

通常决策树的方法C4.5被用作评价属性集合的学习算法 [41]。原因是它很成熟、计算量小且广泛的用于分类系统中。有很多使用决策树作为属性集评价模块的例子： [31] [32] [30] [29] [27] [23] [21]。另外也可以使用象Bayes net和ID3这些算法 [34] [21]。Yang使用了效率比较高的神经网络模式分类器 [25]。

考虑到新生成的属性相对于生成它的属性质量应该有所提高，Hu使用了相对测量(relative measures) [30]。Zheng 使用信息增益(information gain) 和



编码花费(coding cost) 共同作为评价的标准 [29]。Yang 使用了多标准的优化(multi-criteria optimization) 来同时体现分类的准确度和开销 [25]。

在CSea的方法中使用了一种基于信息度量的标准。同时广度优先的搜索策略避免了不同结构复杂度的属性之间相互竞争。这样就解决了度量的相对性问题。

### § 3.3 搜索的策略

搜索在属性选择中榜样着很重要的角色 [38] [37]。搜索可按照方向分为前向搜索、后向搜索、双向搜索或者随机搜索，也可按照策略分为完全搜索、启发式搜索、不确定搜索（例如遗传算法） [25]。

Kohav 通过产生连接节点的动态算子来改变搜索空间的拓扑结构 [21]。对于评价具有单调性的函数Wang混合使用了深度优先和广度优先的搜索 [23]。Pudil使用了双向搜索方法的一个变种，可变数目的属性可以被加入或者剔除 [24]。

CSea采用了启发式广度优先的搜索方法保证了搜索的效率，同时通过交叉验证使得属性构造成为不确定性过程，这样可以避免确定性搜索算法中可能遇到的局部极值问题。

### § 3.4 构造算子(Constructive Operators)

合取（与）、析取（或）、取非是枚举类型属性最为常用的构造算子。另外两种是M-of-N (M个属性中有N个为真) 和X-of-N (N个属性中有多少为真) [29]。Pazzani 很好的应用了笛卡儿乘积算子 citePazzani1998。

对于数值属性简单的代数运算符都经常被使用。例如：相等、不等、加、减、乘、除、最大值、最小值、取平均等等 [32] [22]。

CSea方法中应用了减、求模(amplitude [35])、与等算子。另外还引入了延迟算子(delay)，使得CSea有分析时间序列的能力。

### § 3.5 构造与选择的联合使用

现在属性构造与选择越来越被看成是不可分的过程。Bloedorn 尝试在数据驱动(data-driven)的构造性归纳中引入属性离散化、属性构造和属性选择算

子 [22]。Larvarac 首先拓展初始属性集合，然后剔除掉无关的部分 [26]。Vafaie 在交替进行的构造和选择过程中都使用了遗传算法，以期获得足够且必要的属性集合 [32]。Zupan 使用函数分解(function decomposition) 来识别合适的属性集，剔除多余的属性并且获得具有层次结构的新属性集合 [33]。

在CSea 方法中，构造和选择过程交替进行直到没有新的属性可以生成。遗传算法很适合于在复杂的最优化问题中快速的搜索巨大的搜索空间 [39]。我们借鉴了遗传算法中一些有效的机制。正如遗传算法中的交叉和变异，任意一个属性可以通过一元的构造算子生成新的属性，任意两个属性也可以通过二元构造算子生成一个新的属性。CSea同样维护了一个固定限额的属性集合。当发现新的评价更高的属性被加入，集合中评价最低的属性将被删除，使得被保留的属性个数不变。结果是这个集合中不断增加结构更复杂的属性，并且这些属性的评价也更高。

## § 3.6 应用

Zupan将构造属性应用于分配房屋抵押 [33]。Vafaie 将其应用于人脸识别 [32]。Bloedorn 在文本分类和自然科学翻译两个现实问题中证明了属性选择和离散化的有效作用 [22]。Pudil把他的方法用于文档分类和语音识别 [24]。Terano通过遗传算法分析带有噪声的问卷调查，并由此来获得决定口腔保健用品的促销策略的有效知识 [36]。Seabra Lopes 寻找能够借助一段时间内数字传感器数据来描述时变系统定性状态的属性，并且将它用于机器人诊断 [35]。

## 第四章 问题描述

### § 4.1 RoboCup仿真比赛环境综述

简单介绍一下RoboCup仿真比赛中所包含的一些主要部分 [1]。

**Soccer Server** Server是能使不同的队伍进行足球比赛的系统。因为比赛是以client/server方式进行的,所以对球队的开发编译没有任何限制。仅要求球队的开发工具提供通过UDP/IP连接的client/server支持。这是因为server和每个client之间的通讯都是通过UDP/IP端口实现的。每个client都是独立的进程,通过给定的端口和server连接。一支球队可以有最多11个client(或者说是球员)。当球员和server连接上后,所有的信息都通过这个端口传递。球员发送他们下一步要做的动作请求给server(如踢球kick,转身turn,run等)。Server接收到这些消息后,执行请求,并相应的更新环境。另外,server向所有的球员提供感知sensory信息(如:关于足球,球门和其他球员的位置可视信息)。还有相当重要的一点,server是以离散的时间间隔(或周期)工作的实时系统。每个时间周期都有确定的分时(100ms)。每场比赛持续十分钟共6000周期。为了在某个周期执行,动作必须在正确的间隔到达server。因此,缓慢的反应会对球队的性能产生很大的影响,它会造成丢失执行动作的机会。

**monitor** Monitor是一个可视化的工具,允许人们观看比赛时server到底发生了什么事情。在monitor上显示的信息包括比分,球队名字,所有球员和足球的位置。Monitor也提供了一个很简单的server接口。如:当两支球队都连接上后,在monitor上的“Kick-Off”按钮允许人类裁判开始比赛。正如你将发现的,在server上进行比赛,monitor并不是必需的。然而如果有需要的话,可以同时和server连上很多的monitor(如你想在不同的终端显示同一场比赛)。

**logplayer** Logplayer可以被看成一个录像球员。是用来进行重现比赛的工具。运行server时,可以加上一些选项,那么server就会将比赛的所有数据都存储在硬盘上。(很像在录像机上按下录制按钮)。然后,和monitor连接在一起的logplayer就可被用来重现比赛,不管重现多少次。这在进行球队的分析或者发现球队的强处和弱点时是很有用的。和录像球员差不多,logplayer也有开始play,停止stop,快进fast forward和后退rewind按钮。而且logplayer也允许你跳到比赛的任一个周期(如你仅仅希望看到进球部分)。

## § 4.2 铲球预测问题

在RoboCup的虚拟环境设计中，球员可以做铲球的动作。球员发出铲球动作可以踢到距离比较远的球，但是发出动作之后将有7个周期停在原地不能动，模拟真实球员铲球之后倒地的动作。带球突破是球员的一项很重要的能力，但是防守球员的铲球动作将会破坏进攻队员的带球动作。如果进攻队员能够预测在哪一周防守队员将发出铲球动作，这将有利于防守队员做出相应的护球动作，提高带球突破的能力。

## 第五章 系统结构

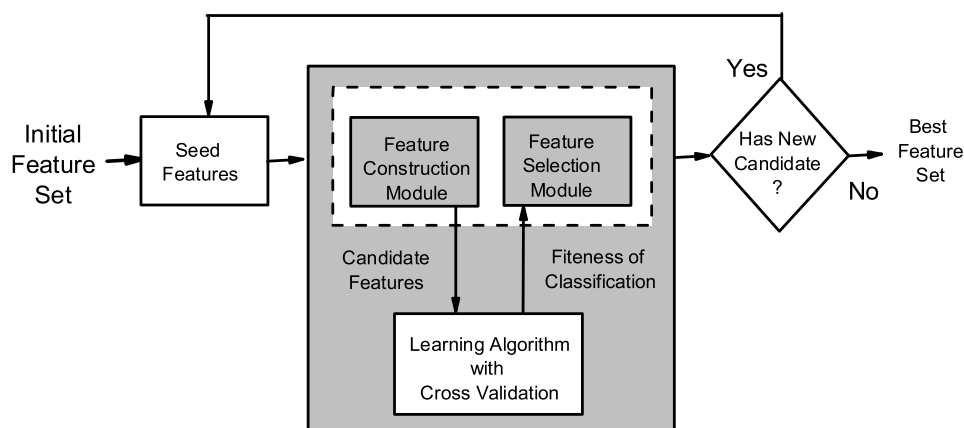


图 5.1: 系统结构图

CSea方法将初始属性集合转变为分类能力更高的属性。这种方法假设，有一个初始的属性集合和一个包含正例与反例的样本作为可以作为分类学习的训练集。整个系统结构如图5.1。

### § 5.1 深度优先的搜索

深度优先的搜索是通过轮流调用属性构造模块和属性选择模块来实现的。我们定义任意一个属性的级数是用于生成它的属性中的最大级数加一，并规定初始属性级数为0。首先将0级属性集合作为0级种子集合，调用属性构造模块生成1级属性的候选集合。然后调用属性选择模块剔除分类效果比较差的属性得到1级种子集合。这样完成了第 $n$ 级属性的搜索之后才开始第 $n+1$ 级的搜索。在CSea方法中，构造和选择过程交替进行直到没有新的属性可以生成。广度优先的搜索策略避免了不同结构复杂度的属性之间相互竞争。这样就解决了度量的相对性问题。

## § 5.2 设定属性限额(population)

每一级可能生成的属性数目随着级数的上升是呈超指数级增长的。

假设初始属性数为 $i$ ，一元构造算子个数为 $M$ ，二元构造算子个数 $D$ ，则所有 $n$ 级属性的个数递推公式为

$$K_{n+1} = K_n(M - D/2) + D/2k_n^2 + i \quad (5.1)$$

第 $n$ 级属性数目约为 $i^{2^n}$ 。

例如：当 $i = 6, D = 3, M = 1$ ， $k_n = \{6, 57, 4851, 35295882, 1.9 * 10^{15}, \dots\}$

为了搜索这么庞大的空间我们使用了启发式的方法，同时借鉴了遗传算法中固定人口数的方法。假设第 $n$ 级的优秀概念（预测能力高）更有可能从第 $n-1$ 级概念中优秀者产生。所以每生成某一级的概念，就从中挑选出预测能力最高的少数概念，用他们生成更高层次的概念。固定一个概念总数的限额，每次生成的第 $n$ 级概念加上原有的概念被按照评价排序。超过限额的那一部分将被删除，当然某一节点在其生成的节点没有被删除之前是不能被删除的。

## § 5.3 构造算子(constructive operator)

CSea方法分析的是场上比赛记录的片断，也就是一些连续周期的时间序列。任意一属性 $X$ 在每一周期 $t$ 中都有其对应值 $X_t$ 。

CSea方法中定义了如下的构造算子：

- 减算子(subtract) 定义为

$$subtract(X, Y)_t = X_t - Y_t \quad (5.2)$$

通过减算子，球员的绝对 $X$ 坐标和球的绝对 $X$ 坐标可以转化为球员与球的相对 $X$ 坐标：

$$BallRPosX = subtract(BallPosX, MyPosX) \quad (5.3)$$

- 求模算子(amplitude)定义为

$$amplitude(X, Y)_t = \sqrt{X_t^2 + Y_t^2} \quad (5.4)$$

利用求模算子，可以由球的相对坐标得到球的相对距离：

$$BallRDist = amplitude(BallRPosX, BallRPosY) \quad (5.5)$$

这在Lopes 的工作中也有应用 [35]。

- 与算子(*and*)定义为

$$and(X, Y)_t = \begin{cases} 1 & \text{假如X和Y的预测结果为真} \\ 1 & \text{假如X或Y的预测结果为假} \end{cases} \quad (5.6)$$

与算子产生的只能是二值的属性，其值域为 $\{-1, 1\}$ 。通过与算子，能够表达两个条件与的概念。

- 延迟算子(*delay*)定义为

$$delay(X)_t = X_{t-1} \quad (5.7)$$

一元的构造算子延迟算子，使得处于不同时间的属性值可以放到一起进行运算，这样CSea有分析时间序列的能力。延迟算子加上减算子可以表达微分的概念：

$$differential(X) = subtract(X, delay(X)) \quad (5.8)$$

$$differential(X)_t = X_t - X_{t-1} \quad (5.9)$$

延迟算子加上与算子可以表达有先后顺序的两个事件共得到同满足。假设属性X可以区分是否发生事件x，属性Y可以区分是否发生事件y，则能够表达x、y连续发生的属性可以这样描述：

$$and(X, delay(Y)) \quad (5.10)$$

初始属性集合通过构造算子生成的概念集合整体就构成了一个前馈的网络。网络的每个节点代表一个属性。除了初始属性之外，每个属性每周期的属性值由生成它的属性的属性值通过该属性所对应的运算可以得到。

构造算子存在同义属性的问题。例如DelayBallRPosX（上周期球的相对X坐标）可以有两种描述方式

$$DelayBallRPosX = delay(subtract(BallPosX, MyPosX)) \quad (5.11)$$

$$DelayBallRPosX = subtract(DelayBallPosX, DelayMyPosX) \quad (5.12)$$

其中

$$DelayBallPosX = delay(BallPosX) \quad (5.13)$$

$$DelayMyPosX = delay(MyPosX) \quad (5.14)$$

又例如构造算子在有些时候是无效的

$$Z = subtract(subtract(X, Y), Y) \quad (5.15)$$

由

$$Z_t = (X_t - Y_t) - Y_t = X_t \quad (5.16)$$

可得

$$Z = X \quad (5.17)$$

因为同义属性在学习过程中的表现是完全相同的，所以通过剔除学习效果(Fitness) 完全相同的属性，可以避免产生同义的属性。

## § 5.4 预测提前因子(advance)

建立模型的目的是在不知道对手有没有铲球的情况下根据近几个周期的场上情况对对手的手铲球做出警报。依据每周期计算出的属性值事实上不是去预测本周期对手是否铲球，而是需要预测接下来一个周期对手是否铲球。所以引入预测提前因子advance。将每周期的属性值与advance 周期之后的目的属性（这里是对手铲球属性tackle）相关联进行学习。当advance=n 则模型是对第n个周期以后对手是否会铲球进行预测。若advance=0或者advance<0 则模型是判断本周期或者之前的某一周期对手是否在铲球。这不能算作”预测“，只能叫”识别“了。

## § 5.5 分类算法和评价函数

为了使得分类算法尽量简单有效，我们采用了信息论的算法进行分类和评价。这是一种比较专门的方法（ad hoc approach）取名为IGdivider。不同于一



般的决策树方法（C4.5）采用一个属性集合来进行分类并且对于一个属性集合进行评价 [41]，IGdivider只用单个的属性进行分类，并对其单独做评价，并且考虑仅存在正反例两类的情况。假设正例在该属性的值域上能够较为集中的分布于某一区域内，寻找这样的一个区间 $(a, b)$  作为致信区间，使得样本在分为区间内的和区间外的两类之后能够获得最大的信息增益(Information Gain)。

信息论告诉我们假设某属性 $X$ 有 $m$ 种可能的取值： $v_1, v_2, \dots, v_m$  其出现的概率分别为： $P(X = v_1) = p_1, P(X = v_2) = p_2, P(X = v_m) = p_m$   $X$ 的信息熵为：

$$H(X) = - \sum_{j=1}^m p_j \log_2 p_j \quad (5.18)$$

信息熵等价于要预测任意一个样本 $X$ 属性值所需的二进制信息的最小平均位数。如果已知 $X$ 而要预测 $Y$  用 $X$ 作为一种划分，将样本划分为 $n$ 类之后可以得到条件信息熵

$$H(Y|X) = \sum_i P(X = v_i) H(Y|X = v_i) \quad (5.19)$$

信息增益Information Gain定义为

$$IG(Y|X) = H(Y) - H(Y|X) \quad (5.20)$$

这样该属性值在 $(a, b)$  内的样本将被分类为正例，在 $(a, b)$ 之外的将被分类为反例。现在由划分 $(a, b)$ 的结果

$$E_{X,a,b} = \begin{cases} true & \text{if } X \in (a, b) \\ false & \text{if } X \in (-\infty, a) \cup (b, +\infty) \end{cases} \quad (5.21)$$

来预测对方球员是否铲球的属性 $T=true, false$ 可以得到信息增益 $IG(T|E_{X,a,b})$

寻找 $a_0, b_0$ 使得 $IG(T|E_{X,a_0,b_0}) = \max_{a,b} (IG(T|E_{X,a,b}))$  则 $E_X = E_{X,a_0,b_0}$  即可作为用属性 $X$  预测 $T$  的最佳标准。

这同C4.5采用的信息商的划分方法是很类似的。

对于单个属性的评价将测试数据的信息商规范化到100，使用该属性分类之后信息商的变化量作为该属性的评价Fitness。

$$Fitness(X) = 100 * IG(T|E_X) / H(T) \quad (5.22)$$

这样如果某属性的评价 $\text{Fitness}(X)=0$ , 则表示该属性没有分类的作用; 这样如果某属性的评价 $\text{Fitness}(x)=100$ , 则表示该属性可以将正例和反例完全分开。

同时通过交叉验证使得属性构造成为不确定性过程, 这样可以避免确定性搜索算法中可能遇到的局部极值问题。

## 第六章 试验

### § 6.1 数据描述

server的录像文件log记录了每周期球和所有场上队员的位置、速度，还有所有球员的身体朝向，视觉朝向等信息。

从log中抽取感兴趣的对象-我方带球球员、球、对方铲球队员的位置信息。从log中抽取感兴趣的时间段-对方铲球队员与我方带球球员距离小于某个阈值(4m) 开始直到对方铲球的这一段时间。这样每个感兴趣的周期纪录了六个属性：

表 6.1: 初始属性集合

属性	说明
OppPosX	铲球队员x坐标
OppPosY	铲球队员y坐标
MyPosX	带球队员x坐标
MyPosY	带球队员y坐标
BallPosX	球x坐标
BallPosY	球y坐标

连续几个周期的数据构成一个片断(section)。每个片断平均长度7周期。一场7万周期（120分钟）的比赛可以采集到200个片断，约1400周期的数据。为了体现对手的不同策略，来自不同大学球队的client被用作对手球队。

实验中取交叉验证数fold=3。

### § 6.2 信息论的分类算法IGdivider

实验证明对于单个的属性来说IGdivider的分类效果要略优于C4.5。例如取advance = 1，对方球员相对球的距离属性OppRBDist，用IGdivider和C4.5分

表 6.2: 被当作对手的球队

球队	说明
Everest	北京理工大学
WrightEagle	中国科技大学

别进行分类学习。

IGdivider得到致信区间(1.00733, 1.71551), 对应错误矩阵如下(Confusion Matrix), 对应Fitness = 85.7。

表 6.3: IGdivider学习属性OppRBDist得到的错误矩阵

yes	no	< - - - classified as
95	5	X = yes
38	373	X = no

C4.5得到决策树:  
 OppRBDist <= 1.71668: yes (137.0/41.0)  
 OppRBDist > 1.71668:no(374.0/4.0)

对应错误矩阵如下。对应Fitness = 80.5。

表 6.4: C4.5学习属性OppRBDist得到的错误矩阵

yes	no	< - - - classified as
90	10	X = yes
39	372	X = no

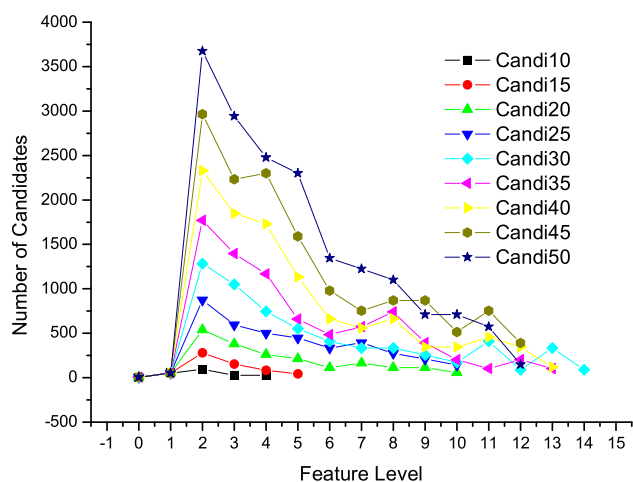


图 6.1: 不同属性限额下产生候选属性的个数

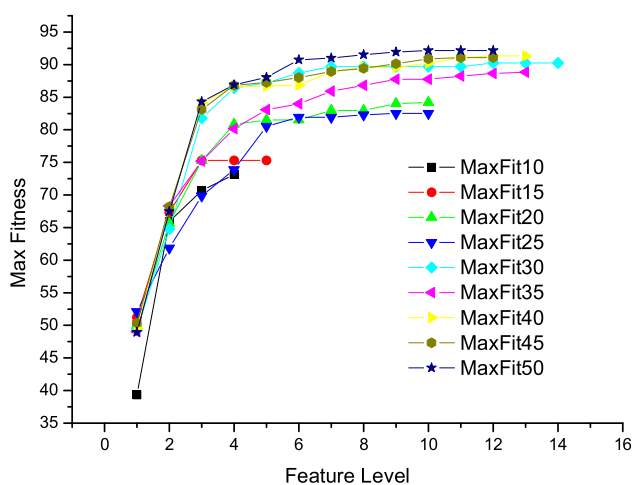


图 6.2: 不同属性限额下学习的效果

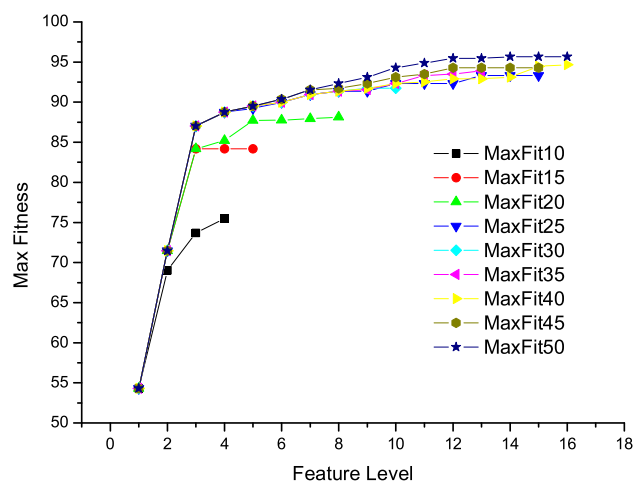


图 6.3: 没有交叉验证的学习效果

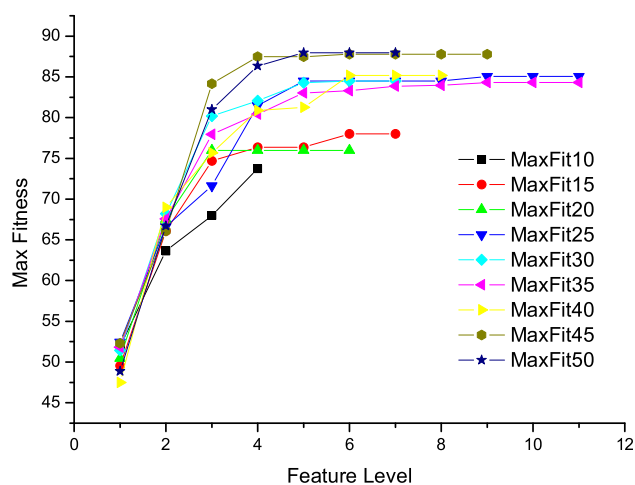


图 6.4: 没有消除同义属性的学习效果

## § 6.3 advance = 0 的结果以及分析

图6.1 是设置不同属性限额后，生成每一级候选属性的个数。可见产生的候选属性个数在开始的增长之后受到属性限额的影响而逐渐减小。直至不再有新的候选属性能够存留下来，整个属性生成过程结束。

见图6.2，随着属性级数的增长，最佳的属性分类能力先是在最初的几级有较大的增长，之后趋近于稳定，增长幅度很小或者不再增长。属性限额如果设置的比较低，最佳的属性分类能力将趋近于比较低的数值。

属性限额在30以上时，所能产生的最优概念分类能力不再有较大的提高。但是随着属性限额的增长，产生的候选属性是指数级上升的。可见设置的属性限额过大不但不能带来学习效果的提高，还会浪费大量的计算时间。

属性构造中如果没有消除同义属性(见图6.4) 将需要更大的属性限额(45以上) 才能取得比较好的学习效果。消除同义属性后只要属性限额在30以上就可以取得比较好的学习效果了。相比之下大大减小了计算量(见图6.2)。

没有交叉验证时(见图6.3)，只需要很小的属性限额学习评价就可以达到比较高的水平，而且随着生成属性的复杂度(level)不断上升，分类准确率持续上升，可以达到95以上（相对使用交叉验证的时候只有92）。这些都是过适应(over fit)的特征：得到的模型更加复杂。虽然在训练集上的分类准确度比较高，但是推广能力比较差，在其他的测试集上的分类不好。

表6.3列出了1-4级属性中分类能力最强的属性。

球相对于我方球员的X坐标BallRPosX表达了这样一个意思：我方进攻球员被对方防守队员铲球以后，球会飞向身后的方向。见图6.5。其中黑色的”x“代表正例，浅色的”x“代表反例。

上周期对手球相对球的X坐标DOppRBDist表达了这样一个意思：对方防守队员总是在与球的距离在铲球范围之内的时候发出铲球动作，动作在第二个周期被执行。所以铲球的前一个周期对手与球的距离基本都在一个固定的范围内。见图6.6。

BallRDist-DOppRBDist则同时表达了两个意思：上周期对方球员的铲球范围和本周期球被铲之后会飞离本方球员。由此可见CSea方法有描述时间序列的能力。

表 6.5: advance=0时1-4级最优秀的属性

属性级数	1
属性名	BallRPosX
解释	球相对于我方球员的X坐标
构造方法	subtract(BallPosX,MyPosX)
评价	47.7
说明	直接由初始属性BallPosX,MyPosX生成
属性级数	2
属性名	DOppRBPosX
解释	上周期对手球相对球的X坐标
构造方法	delay(OppRBPosX)
评价	62.9
说明	OppRBPosX 为对手球相对球的X坐标
属性级数	3
属性名	DOppRBDist
解释	上周期对手球相对球距离
构造方法	delay(OppRBDist)
评价	83.3
说明	OppRBDist 为对手球相对球的距离
属性级数	4
属性名	BallRDist-DOppRBDist
解释	本周球与自己的距离减去上周期对方球员到与球的距离
构造方法	subtract(BallRDist,DOppRBDist)
评价	86.7
说明	—



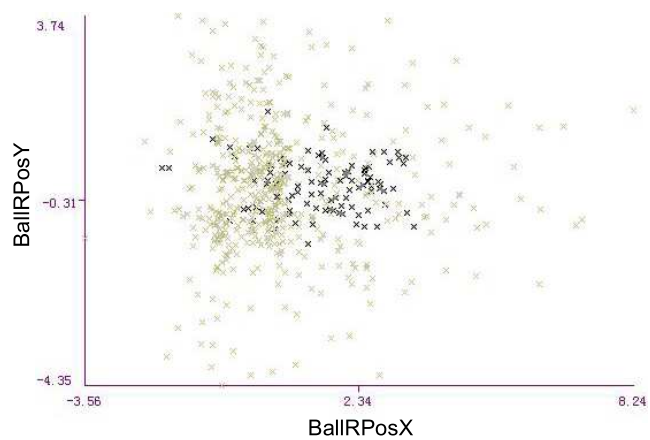


图 6.5: BallRPosY-BallRPosX样本分布图

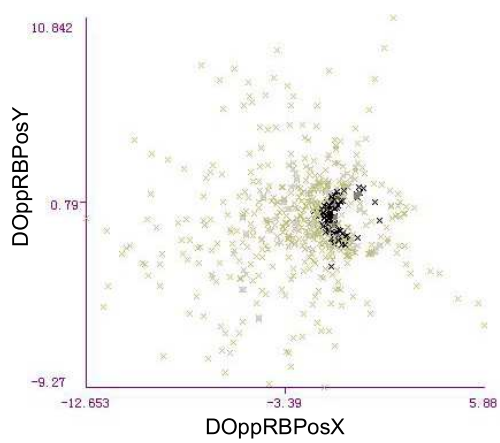


图 6.6: DOppRBPosY-DOppRBPosX样本分布图

## § 6.4 advance = 1 的结果以及分析

表6.4列出了1-3级属性中分类能力最强的属性。更高级别的属性由于结构太复杂没有列出来。利用这些属性建立的对手模型就可以在对手铲球的前一周期提前做出预测。Fitness=90时分类对应的错误率约为5%，作为预测的标准效果已经足够了。

表 6.6: advance=1 时1-3级最优秀的属性

属性级数	1
属性名	OppRBPosX
解释	球相对于我方球员的X坐标
构造方法	subtract(BallPosX,MyPosX)
评价	64.4
说明	直接由初始属性BallPosX,MyPosX生成
属性级数	2
属性名	OppRBDist
解释	对手球相对球的X坐标
构造方法	delay(OppRBPosX)
评价	83.9
说明	OppRBPosX 为对手球相对球的X坐标
属性级数	3
属性名	OppRBDist&BallRPosX
解释	对手球相对球距离
构造方法	and(OppRBDist,BallRPosX)
评价	84.9
说明	OppRBDist 为对手球相对球的距离

## § 6.5 不同对手的建模

对北京理工大学Everest和中国科技大学WrightEagle分别进行构造型归纳。发现advance=1 时1-3级最优秀的属性是完全一样的。包括选择出的属性和属性对应的致信区间。可见他们在铲球上的技术动作是一样的。

## § 6.6 对比试验

为了体现系统的良好性能，这里列出对比试验的结果。学习算法采用单纯C4.5决策树。

取advance = 1，3-fold交叉验证。使用属性集合见表6.6。

表 6.7: C4.5学习使用的属性

属性名	说明
OppRPosX	对手相对我方球员X坐标
OppRPosY	对手相对我方球员Y坐标
OppRDist	对手相对我方球员距离
BallRPosX	球相对我方球员X坐标
BallRPosY	球相对我方球员Y坐标
BallRDist	球相对我方球员距离
OppRBPosX	对手相对球X坐标
OppRBPosY	对手相对球Y坐标
OppRBDist	对手相对球距离
OppVelX	对手X方向速度
OppVelY	对手Y方向速度
OppVelM	对手速度大小
tackle	对手是否铲球

C4.5得到决策树:

```

OppRBDist <= 1.71668
|   OppVelX <= -0.284
|   |   OppRBDist <= 1.17458: yes (3.0/1.0)
|   |   OppRBDist > 1.17458: no (15.0)
|   OppVelX > -0.284
|   |   OppRPosY <= -0.9647: no (6.0/1.0)
|   |   OppRPosY > -0.9647: yes (113.0/20.0)
OppRBDist > 1.71668: no (374.0/4.0)
    
```

对应错误矩阵如下。对应Fitness = 80.4。

表 6.8: C4.5学习得到的错误矩阵

yes	no	< - - - classified as
87	13	X = yes
27	384	X = no

CSea的分类效果可以达到 $Fitness > 90$  见图6.4)，由此可见CSea的准确率要比C4.5高。

## 第七章 将来的工作

在铲球预测问题中CSea虽然体现了处理时间序列的能力，但是所能表达的序列还很短（只有两个周期的长度）。将来CSea方法应该致力于处理更长的时间序列。另外，除了所用到的减、求模、与、延迟等算子还可以寻找新的有价值的算子。

## 第八章 总结

对手建模是多智能体对抗重要部分。在数据挖掘中构造性归纳能够自动生成并选择出有效的属性。这在图像识别、机器学习这些复杂的领域是非常重要的。我们介绍了一种新的基于启发式广度优先搜索的构造性归纳方法CSea。这种方法被用于Robocup 足球机器人仿真比赛中解决球员铲球预测的问题。CSea算法引入了一种新的构造算子，延迟算子(delay)，以赋予一般的分类算法以处理时间序列的能力。最后通过实验结果证明了CSea构造性归纳的能力以及描述并识别时间序列的能力。

## 参考文献

- [1] Kitano, H.; Tambe, M.; Stome, P.; Veloso, M.; Coradeschi, S.; Osava, E.; Matubara, H.; Noda, I.; and Asada, M. 1997. *The RoboCup synthetic agent challenge 97*. In Proceedings of the Fifteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 24-29. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann.
- [2] Huan Liu, Hiroshi Motoda, *Feature Extraction Construction and Selection –A Data Mining Perspective*, ISBN 0-7923-8196-3, Kluwer Academic Publishers
- [3] Timo Steffens, *Feature-based declarative opponent modelling*, Master thesis, 2002
- [4] Toyama, K.; and Hager, G. D. 1997. *If at First You Don' t Succeed...*, in Proceedings of the Fourteenth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-97). pp. 3-9.
- [5] Atkins, E. M.; Durfee, E. H.; and Shin, K. G. 1997. *Detecting and reacting to unplanned-for world states* in Proceedings of the Fourteenth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-97). pp. 571-576.
- [6] Johnson, W. L. and Rickel, J. 1997. *Steve: An animated pedagogical agent for procedural training in virtual environments* In SIGART Bulletin, ACM Press, Vol 8., pp. 16-21.
- [7] Tambe, M. and Rosenbloom P. S. 1995. *RESC: An approach for real-time, dynamic, agent tracking* In proceedings of IJCAI-95.
- [8] *Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery*, SPIE Proceedings, Vol. 2757. Tambe, M.; Johnson W. L.; Jones, R.; Koss, F.; Laird, J. E.; Rosenbloom, P. S.; and Schwamb,
- [9] David Carmel and Shaul Markovitch, *Incorporating opponent models into adversary search* In Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence AAAI Oregon, 1996. AAAI Press.

- [10] Kaminka, G. A.; Tambe, M., and Hopper, C. M. *The Role of Agent-Modeling in Agent Robustness*. In *AI Meets the Real-World: Lessons Learned* (AIMTRW-98), Stamford, CT, September 1998.
- [11] Peter Stone, Patrick Rily and Manuela Veloso, *Defining and Using Ideal Teammate and Opponent Agent Models* In Proceedings of the Twelfth Annual Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence, August 2000.
- [12] P. Jansen. *Problematic positions and speculativeplay*. In T.A Marsland and J. Schaeffer, editors, *Computers, Chess and Cognition*, pages 169-182. Springer, New York, 1990.
- [13] Claude E. Shannon. *Programming a computer for playing chess* Philosophical Magazine, 41:256-275, 1950.
- [14] : Patrick Riley, Manuela M. Veloso: *Recognizing Probabilistic Opponent Movement Models* RoboCup 2001: 453-458
- [15] M. Wünnstel, D. Polani, T. Uthmann, J. Perl: *Behavior Classification with Self-Organizing Maps* In: Proc. of the 4th International RoboCup Workshop, pages 179-188, 2000. RoboCup 2000 Scientific Challenge Award.
- [16] Jan Murray, Oliver Obst, and Frieder Stolzenburg. *Towards a logical approach for soccer agents engineering* In Peter Stone, Tucker Balch, and Gerhard Kraetzschmar, editors, *RoboCup 2000: Robot Soccer World Cup IV*, LNAI 1919, pages 199-208. Springer, Berlin, Heidelberg, New York, 2001.
- [17] *Learning the Sequential Coordinated Behavior of Teams from Observations* Gal Kaminka, Mehmet Fidanboylyu, Allen Chang, and Manuela Veloso. Learning the Sequential Coordinated Behavior of Teams from Observations. In Proceedings of the RoboCup-2002 Symposium, Fukuoka, Japan, June 2002.



- [18] Ubbo Visser and Hans-Georg Weland, *Using Online Learning to Analyze the Opponents Behavior* In Proceedings of the RoboCup-2002 Symposium, Fukuoka, Japan, June 2002.
- [19] *Data Mining: Concepts and Techniques* Jiawei Han, Micheline Kamber Morgan Kaufmann, Hardcover, Published September 2000, ISBN 1558604898
- [20] Huan Liu, Hiroshi Motoda, *Feature Extraction, Construction and Selection : A Data Mining Perspective* (The Kluwer International Series in Engineering and Computer Science, Secs)
- [21] Ron Kohavi, George H. John, *The Wrapper Approach* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [22] Eric Bloedorn, Ryszard S. Michalski, *Data-driven Constructive Induction: Methodology and Applications* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [23] Ke Wang, Sunman Sundaresh, *Selecting Features by Vertical Compactness of Data* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [24] Pavel Pudil and Jana Novovicova, *Novel Methods for Feature Subset Selection with Respect to Problem Knowledge* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [25] Jihoon Yang, Vasant Honavar, *Feature Subset Selection Using A Genetic Algorithm* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [26] N.Lavrac, D.Gamberger, and P.Turney. (1998) *A relevancy filter for constructive induction*. In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.

- [27] Rudy Setiono, Huan Liu, *Feature Extraction via Neural Networks* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [28] Paul E, Utgoff and doina Precup, *Constructive Function Approximation* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [29] Zijian Zheng, *A Comparison of Construction Different Types of New Feature for Decision Tree Learning* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [30] Yuh-Jyh Hu, *Constructive Induction: Covering Attribute Spectrum* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [31] Joao Gama, Pavel Brazdil, *Constructive Induction on Continuous Spaces* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [32] Haleh Vafaie and Kenneth De Jong, *Evolutionary Feature Space Transformation* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [33] Blaz Zupan, Marko Bohanec, Janez Demsar, Ivan Bratko, *Feature Transformation by Function Decomposition* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [34] Michael J. Pazzani, *Constructive Induction of Cartesian Product Attributes* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [35] Luis Seabra Lopes, Luis M. Camarinha-Matos, *Feature Transformation Strategies for a Robot Learning Problem* In H.Liu and H.Motoda, editors,

- Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [36] Takao Terano, Yoko Ishino, *Interactive Genetic Algorithm Based Feature Selection and Its Application to Marketng Data Analysis* In H.Liu and H.Motoda, editors, Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining, Kluwer Academic Publishers.
- [37] Liu, H. and Motoda, H. (1998). *Feature Selection for Knowledge Discovery and Data Mining*. Kluver Academic Publishers.
- [38] Avrim Blum and Pat Langley (1997). *Selection of Relevant Features and Examples in Machine Learning* Artificial Intelligence 97:1-2. pp. 245–271. 1997. researchindex
- [39] Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems* University of Michigan Press, Ann Arbor.
- [40] J. R. Quinlan. *C4.5:Programs for Machine Learning* San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1993.
- [41] J. R. Quinlan. *Induction of decision trees* Machine Learning, 1:81-106, 1986
- [42] Michalski, R.S. (1978), *Pattern Recognition as Knowledge-Guided Computer Induction* Technical Report No.927, Department of Computer Science, Univ. Illinois, Urbana-Champaign, IL.

## 致 谢

感谢李春平老师给我的支持与鼓励，以及在试验过程、论文写作中的帮助。感谢孙增祈老师在实验环境上给予的大力支持。

感谢姚金毅、蔡云鹏和杨帆同学在研究过程中慷慨的给予他们的意见和建议。

当然还感谢我亲爱的女友这么久以来给予我的支持和理解。

最后感谢我的父亲母亲二十多年来对我的养育和关心。希望我能成为你们的骄傲。