

优势关系粗糙集在 RoboCup 中的决策分析

李 艳^{1,2} 杨习贝² 杨静宇²

(南京理工大学自动化学院 南京 210094)¹ (南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)²

摘 要 截球能力是 RoboCup(Robot World Cup)仿真比赛中个体智能体的核心技能之一。为提高截球的成功率,将解析法和经验法相结合,提出了一种基于优势关系粗糙集的截球策略。着重讨论了基于优势关系的知识约简和截球决策规则的提取,研究了 RoboCup 运动模型中截球点的二分法求解。最后进行了仿真平台中的决策分析,验证了该策略的有效性。

关键词 机器人世界杯足球锦标赛,粗糙集,优势关系,截球策略

中图分类号 TP18 **文献标识码** A

Decision Analysis of RoboCup with Dominance-based Rough Sets

LI Yan^{1,2} YANG Xi-bei² YANG Jing-yu²

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)²

Abstract Interception is one of the most important technological movements in RoboCup(Robot World Cup). By combining analytical method and empirical method, an intercept strategy based on the rough set with dominance relation was proposed. In such strategy, the methods of knowledge reduction and rule extraction of dominance-based rough sets were investigated. Furthermore, the dichotomy was used to solve the interception point based on Robocup movement model. Finally, an illustrative example from RoboCup simulator game was analyzed to show the validity of the proposed method.

Keywords Robot world cup, Rough sets, Dominance relation, Intercept strategy

RoboCup(Robot World Cup)全称为机器人世界杯足球锦标赛^[1],是国际上为促进分布式人工智能、智能机器人技术的研究与发展而举行的大型比赛和学术活动。其中的 RoboCup 仿真组比赛通过提供一个标准的、易于评价的多智能体仿真平台,检验各种智能机器人技术,对人工智能理论研究具有非常重要的意义。

RoboCup 仿真比赛中,比赛结果很大程度上由智能体所具有的技能决定,截球能力^[2]是个体智能体的核心技能之一。目前解决截球问题的方法大致上有两种:①解析法,通过对球及球员的运动建立理想化的数学模型,用几何分析来求解最佳截球点;②经验法,不假设物理模型,通过采集足够多的样本,用样本集来训练如何截球,例如用人工神经网络^[3]、决策树^[4]等。比较而言,前者物理意义直观,便于运用,但没有考虑环境噪声的影响,因此通过运动模型求解出的最佳截球点受环境噪声影响较大;而后者考虑了环境噪声的影响,能利用以往成功经验指导决策,但需要采集大量的样本,导致计算量较大^[5]。

本文在分析以上问题的基础上,结合方法一和方法二的优点,提出一种将解析法和经验法相结合的截球方法。首先采用基于优势关系^[6,7]的粗糙集模型对数据量较大的样本集

进行约简和决策规则提取,给出当前环境下是否截球的合理决策。进而采用解析法建立运动模型,采用数值分析中常用的二分法求解出截球点并安排截球动作序列。本方法既能合理建模,考虑环境噪声的影响,又能充分利用以前的成功经验指导决策,从而提高截球的成功率。

1 优势关系粗糙集

一个决策系统为一个四元组: $DS = \langle U, AT \cup D, V, f \rangle$ 。其中 U 是一个被称为论域的非空有限的对象集合; AT 是非空有限条件属性集合, D 是非空有限的决策属性集合且 $AT \cap D = \emptyset$; V_{AT} 是条件属性的值域, V_D 是决策属性的值域集合, $V = V_{AT} \cup V_D$; f 为信息函数,对于 $\forall a \in AT, \forall x \in U$,有 $f(x, a) \in V_a$ 。

传统的优势关系仅仅考虑了属性上的取值对分类有正影响(属性值越大,对象越优),例如汽车信息系统中汽车的加速度这样一个属性。然而在实际应用中,我们还应该考虑对分类有负影响的属性(属性值越小,对象越优),例如汽车信息系统中汽车的油耗属性。本文所要考虑的优势关系是建立在这两种不同类型的属性的基础上的,因而具有更为广泛的应用前景。

到稿日期:2008-05-13 本文受国家自然科学基金(60472060, 60572034),国家自然科学基金重点项目(60632050),江苏省自然科学基金(BK2006081)资助。

李 艳(1978-),女,讲师,博士研究生,研究方向为智能信息系统、多智能体控制等,E-mail: purely@mail.njust.edu.cn;杨习贝(1980-),男,博士研究生,研究方向为粗糙集理论、智能信息处理等;杨静宇(1941-),男,教授,博士生导师,研究方向为机器视觉、模式识别、数据融合等。

定义1 在决策系统 DS 中, $AT = AT_1 \cup AT_2$, AT_1 表示对分类有正影响的属性集合, 而 AT_2 表示对分类有负影响的属性集合, 所以由 AT 决定的优势关系记为 $DOM(AT)$, 且

$$DOM(AT) = \{(x, y) \in U^2 : \forall a \in AT_1, f(x, a) \geq f(y, a) \text{ and } \forall a \in AT_2, f(x, a) \leq f(y, a)\} \quad (1)$$

进一步地, 记 $D_{AT}(x)$ 为根据属性集合 AT 所有优于 x 的对象的集合, 即 $D_{AT}(x) = \{y \in U : (y, x) \in DOM(AT)\}$ 。

定义2 在决策系统 DS 中, 对于 $\forall X \subseteq U$, X 基于优势关系 $DOM(AT)$ 的下、上近似集合分别定义为:

$$\underline{AT}(X) = \{x \in U : D_{AT}(x) \subseteq X\} \quad (2)$$

$$\overline{AT}(X) = \{x \in U : D_{AT}(x) \cap X \neq \emptyset\} \quad (3)$$

根据定义2所示的近似集, 可有如下决策规则:

确定规则 r : 若 $f(y, a) \geq f(x, a) (\forall a \in AT_1)$ 且 $f(y, a) \leq f(x, a) (\forall a \in AT_2)$, 则 $y \in X$ // 由下近似集 $\underline{AT}(X)$ 中所有对象 x 所支持;

可能规则 r : 若 $f(y, a) \leq f(x, a) (\forall a \in AT_1)$ 且 $f(y, a) \leq f(x, a) (\forall a \in AT_2)$, 则 y 可能属于 X // 由上近似集 $\overline{AT}(X)$ 中所有对象 x 所支持, 可能规则的可信度记为:

$$C(r) = \frac{|D_{AT}(x) \cap X|}{|D_{AT}(x)|} \quad (4)$$

其中 $|T|$ 表示集合 T 的基数。

知识约简是粗糙集理论的核心问题, 根据各种各样的约简形式, 可以得到各种不同类型的简化决策规则。对于本文所使用的优势关系粗糙集模型, 我们在文献[8]中已经提出了相应的近似分布约简的概念及约简方法。

定义3 在决策系统 DS 中, $A \subseteq AT$,

(1) 若对于 $\forall D_i \in U/D$, 有 $\underline{AT}(D_i) = \underline{A}(D_i)$, 且对于 $\forall B \subset A$, 必定存在 $D_j \in U/D$, 使得 $\underline{B}(D_j) \neq \underline{A}(D_j)$, 则称 A 为 DS 的下近似分布约简;

(2) 若对于 $\forall D_i \in U/D$, 有 $\overline{AT}(D_i) = \overline{A}(D_i)$, 且对于 $\forall B \subset A$, 必定存在 $D_j \in U/D$, 使得 $\overline{B}(D_j) \neq \overline{A}(D_j)$, 则称 A 为 DS 的上近似分布约简。

其中 U/D 表示根据决策属性 D 所得到的论域上的划分。

下、上近似分布约简分别是保持论域中所有决策类的下、上近似集都不发生变化的最小属性子集, 因而根据下、上近似分布约简所得到的决策规则与从原系统中得到的决策规则是相容的。

2 基于优势关系粗糙集的截球策略

2.1 基于优势关系粗糙集的截球策略

智能体执行截球动作指令之前必须分析即时的赛场信息, 判断当前环境下截球是否为最合理动作。这一步至关重要, 可以大大提高截球成功率。完成这一决策需要收集当前环境下与截球相关的属性值, 而这些数据往往具有数据量大、带噪声、有冗余的特点, 并且数据之间存在上述的优势关系。针对这些特点, 本文提出了一种基于优势关系粗糙集的截球策略, 可对样本集进行约简, 去除多余属性, 减少噪声和计算量。与经典粗糙集理论相比, 由于充分考虑了不同属性值的正负优势关系, 能提取出更有现实意义的决策规则。具体算法如下:

1) 采集属性集和训练数据。尽量多地收集与截球相关的因素作为训练数据的属性集 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 。根据属性集

Q 在比赛中采集大量的训练数据 X' , 并记录每一个样本是成功的还是失败的, 最后去除掉一部分可信度低的训练数据, 作为截球的训练数据 X 建立属性表。

2) 采用优势关系粗糙集模型对样本集进行约简和决策规则提取。首先采用下近似分布约简得到截球成功的确定规则; 再采用上近似分布约简得到截球成功的可能规则, 并给出可能规则的可信度 $C(r)$, 即成功的概率。由确定规则和可能规则形成规则库。

3) 根据导出规则产生决策结果。将球员当前属性值 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 与步骤2导出规则的条件部分进行匹配。根据匹配结果, 执行不同操作。规则匹配流程如图1所示。

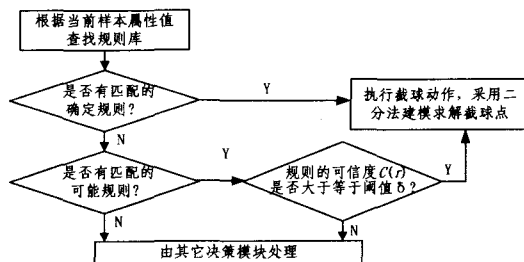


图1 规则匹配流程图

2.2 二分法求解

根据上述步骤得出截球决策后, 需进一步求解截球点, 并通过执行一系列基本动作指令(如 dash, turn 等)[9]来实现。

所谓截球是指没有人控球, 拦截者要在最短时间内追到球。可以把截球问题归纳成如图2所示的一个简单场景。

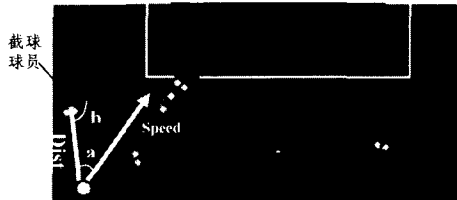


图2 截球场景

图2中白点代表球, 紫色圆圈代表截球球员, $dist$ 为球员到球的距离, a 为球到球员之间的连线和球运动方向的夹角, $speed$ 为球的即时运动速度, 每周期衰减系数为 $Decay$ 。球的衰减因子为 0.94, 球员为 0.4。球的加速度由踢球动作(kick)获得, 球员的加速度由冲刺(dash)获得。在这里假设球在运动过程中不会获得加速度, 也就是不考虑球在过程中被踢的情况。因为球员可以不断冲刺使自己保持匀速, 所以我们假定球员的运动为匀速, 这有助于简化问题。仿真环境中的截球问题, 等价于求解球的运动轨迹和球员运动轨迹的交点。求出交点, 即可求出球员截球选择的截球角度 b 。

为简化求解方程, 建立如下坐标系。以球的初始位置为中心 $O(0, 0)$, 球的运动方向为 x 轴, 设球员位置为 $P(x_0, y_0)$, I 为球员运动轨迹和球运动轨迹的交点。 I 点坐标为 $(x, 0)$, 如图3所示。其物理意义解释如下: 设球初始位置为 O 点, 以最大速率 V_0 沿 x 轴方向射出。经过 t_b 个周期后球到达 I 点; t_p 为球员从初试位置 P 跑到 I 点所需周期数。如果两者到 I 点所需周期数相等, 球员即能截到球, 否则截球失败。

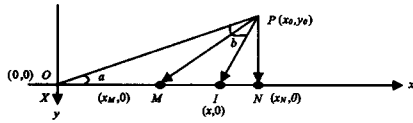


图3 截球的二分法求解

在该模型下,经过 t_b 个周期,球的速度大小为 $V_b \times Decay^{t_b}$,经过 t_b 个周期后,球经过的距离(即图3中的 x)为:

$$x = V_b \times \frac{1 - Decay^{t_b}}{1 - Decay} \quad (5)$$

由式9可推导出:

$$t_b = \log_{Decay} \left[1 - \frac{(1 - Decay)x}{V_b} \right] \quad (6)$$

假设球员恒以最大速度 V_p 截球,则球员跑到 I 点所需时间为:

$$t_p = \frac{\sqrt{(x - x_0)^2 + y_0^2}}{V_p} \quad (7)$$

令 $f(x) = t_b - t_p$,若 $f(x) = 0$ 有解,则解 x 即为截球点 I 的横坐标。在求解方程时,采用二分法求根方法^[10]:

设 $[x_1, x_2]$ 是方程的有根区间,设 $f(x_1) < 0, f(x_2) > 0$,用区间的中点 $(x_1 + x_2)/2$ 平分区间 $[x_1, x_2]$ 为两个区间,计算 $f(\frac{x_1 + x_2}{2})$ 。根据 $f(\frac{x_1 + x_2}{2})$ 的值分两种情况:

$$\textcircled{1} \left| f\left(\frac{x_1 + x_2}{2}\right) \right| < \epsilon, \epsilon \text{ 是预先给定的精度,则 } (x_1 + x_2)/2$$

即为所求根,过程停止。

$$\textcircled{2} \left| f\left(\frac{x_1 + x_2}{2}\right) \right| \geq \epsilon, \text{ 根据 } f\left(\frac{x_1 + x_2}{2}\right) \text{ 的符号形成新的有}$$

根区间 (a_1, b_1) ,当 $f(\frac{x_1 + x_2}{2}) > 0$ 时,取 $a_1 = (x_1 + x_2)/2, b_1 = b$,当 $f(\frac{x_1 + x_2}{2}) < 0$,取 $a_1 = a, b_1 = (x_1 + x_2)/2$,这时 $f(a_1)f(b_1) < 0$ 且 $(a_1, b_1) \subset (x_1, x_2)$ 。用 (a_1, b_1) 代替 (x_1, x_2) 继续上述过程,直至解出方程的根。

在图3中,根据文献[11]所提方法,以队员到球运动轨迹的垂点 N 为分界线, M 点为球员跑到球的运动轨迹上时球所在位置。通过二分法试探,每一次试探,利用球在队员跑到球轨迹上时运动的距离确定解的上界与下界。第一次试探为垂点,即 $x_1 = x_M, x_2 = x_N$ 。代入上述二分求根法,可求出截球点 I 的横坐标,得到球员选择的截球角度 b 。最终通过执行 Robocup Server 提供的基本动作指令实现截球。

3 仿真分析

为了检验上述方法的有效性,将该方法用于我校开发的 RoboCup 仿真球队 Njust-2 中,并进行决策分析。

3.1 样本收集

记录下6场比赛里的350个截球样本(包括212个成功样本和138个失败样本),同时记录下球员执行截球动作前一个仿真周期内与截球相关的5个属性。具体如下:

Ⓐ BH_ang: 球员速度方向与头部方向夹角的绝对值;

Ⓑ Speed_ratio = Opponent_speed / Interceptor_speed (如果在视线范围内,只有截球者一人,该属性为0);

Ⓒ Dist_ratio = Interceptor_dist / Opponent_dist (如果在视线范围内,只有截球者一人,该属性为0);

Ⓓ Ang_ratio = Interceptor_ang / Opponent_ang (如果在视线范围内,只有截球者一人,该属性为0);

Ⓔ Stamina: 球员自身的体力值。

其中,与截球者相关信息是截球者的速度 Interceptor_speed, 球距截球者的距离 Interceptor_dist, 球运动方向相对与截球者身体夹角的绝对值 Interceptor_ang。

截球者视线范围内,离球最近的其它球员信息有球员速度 Opponent_speed; 与球的距离 Opponent_dist; 与球运动方向夹角的绝对值 Opponent_ang。

根据以上属性,在仿真比赛中随机抽取的8个样本数据构成截球数据决策表,如表1所列。其中,前4个属性 BH_ang, Speed_ratio, Dist_ratio, Ang_ratio 值越小,对象越优; 而属性 Stamina 值越大,对象越优。该特点正满足第1节所构建的优势关系粗糙集处理对象的特点。

表1 截球数据决策表

样本	属性					结果分类
	BH_ang	Speed_ratio	Dist_ratio	Ang_ratio	Stamina	
X ₁	0.57	0.92	0.73	0.95	2000	success
X ₂	15.8	0	0	0	3500	success
X ₃	25.6	0.24	1.20	0.87	1985	success
X ₄	17.9	0.56	0.29	1.37	2290	success
X ₅	82.1	1.23	2.74	0.84	1455	Failure
X ₆	65.3	0.94	3.22	1.57	1820	Failure
X ₇	16.2	0.54	1.19	0.85	2360	Failure
X ₈	30.2	1.08	1.02	1.41	1040	Failure

3.2 约简及决策规则提取

根据决策属性,论域被分为两类: $X_1 = success = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}, X_2 = failure = \{x_5, x_6, x_7, x_8\}$ 。根据定义2,可以得到 $AT(X_1) = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}, AT(X_2) = \emptyset, \overline{AT}(X_1) = U, \overline{AT}(X_2) = \{x_5, x_6, x_7, x_8\}$ 。由定义3所示的近似分布约简定义,根据我们在文献[8]中已提出的方法,可以求得表1的下、上近似分布约简都是 $B = \{b, c\}$,即 $\underline{B}(X_1) = AT(X_1), \underline{B}(X_2) = AT(X_2)$ 且 $\overline{B}(X_1) = \overline{AT}(X_1), \overline{B}(X_2) = \overline{AT}(X_2)$,这表示根据条件属性集合 B 所得到的下、上近似集与从原系统中所得到的下、上近似集是一致的,因而由 B 所生成的决策规则与从原系统中导出的规则是相容的。

根据如上解释,可以进行决策规则提取和简化,得到确定规则,如下所示:

$$r_1: f(x, Speed_ratio) \leq 0.92 \wedge f(x, Dist_ratio) \leq 0.73 \rightarrow x \text{ is success // 由 } \underline{B}(X_1) \text{ 中的 } x_1 \text{ 所支持};$$

$$r_2: f(x, Speed_ratio) = 0 \wedge f(x, Dist_ratio) = 0 \rightarrow x \text{ is success // 由 } \underline{B}(X_1) \text{ 中的 } x_2 \text{ 所支持};$$

$$r_3: f(x, Speed_ratio) \leq 0.24 \wedge f(x, Dist_ratio) \leq 1.20 \rightarrow x \text{ is success // 由 } \underline{B}(X_1) \text{ 中的 } x_3 \text{ 所支持};$$

可能规则如下所示:

$$r_4: f(x, Speed_ratio) \leq 1.23 \wedge f(x, Dist_ratio) \leq 2.74 \rightarrow x \text{ is success // 由 } \overline{B}(X_1) \text{ 中的 } x_5 \text{ 所支持}, C(r_5) = 0.67;$$

$$r_5: f(x, Speed_ratio) \leq 0.94 \wedge f(x, Dist_ratio) \leq 3.22 \rightarrow x \text{ is success // 由 } \overline{B}(X_1) \text{ 中的 } x_6 \text{ 所支持}, C(r_6) = 0.67;$$

$$r_6: f(x, Speed_ratio) \leq 0.54 \wedge f(x, Dist_ratio) \leq 1.19 \rightarrow x \text{ is success // 由 } \overline{B}(X_1) \text{ 中的 } x_7 \text{ 所支持}, C(r_7) = 0.5;$$

(下转第242页)

[3] Xiang Guang-li, Chen Xin-meng. A Method of Homomorphic Encryption [J]. Wuhan University Journal of Natural Sciences, 2006, 11(1): 181-184

[4] Verykios V, Bertino E. State-of-the-art in Privacy-preserving Data Mining. SIGMOD, 2004, 33 (1)

[5] Rizvi S J, Haritsa J R. Maintaining data privacy in association rule mining [A]// Proceedings of the 28th International Conference on Very Large Databases. Hong Kong, 2002: 682-693

[6] Agrawal R, Srikant R. Privacy-preserving data mining [A]// Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. United States, 2000: 439-450

[7] Agrawal D, Aggarwal C. On the design and quantification of privacy preserving data mining algorithms [A]// Proceedings of

the twentieth ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART Symposium on Principles of Database Systems. Santa Barbara, United States: ACM Press, 2001: 247-255

[8] Clifton C, Kantarcioglu M, Vaidya J. Tools for privacy preserving distributed data mining [J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2004, 4(2): 28-34

[9] Yang Bingru. Knowledge Discovery Theory Based on Inner Mechanism: Construction, Realization and Application. Elliott & Fitzpatrick Inc. USA, 2004

[10] UCI Machine Learning Repository. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/>

[11] Pinkas B. Cryptographic techniques for privacy-preserving data mining [J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2006, 4 (2): 12-19

(上接第 234 页)

$$r_7: f(x, \text{Speed_radio}) \leq 1.08 \wedge f(x, \text{Dist_radio}) \leq 1.02$$

→ x is success // 由 $\bar{B}(X_1)$ 中的 x_8 所支持, $C(r_8) = 0.75$.

3.3 结果分析

为验证算法执行效果, 用改进过截球策略的球队程序 Njust-2 与原球队程序 Njust-1 进行 6 场比赛。其中原球队 Njust-1 仅采用单一的二分法进行截球; 在球员距球的距离小于一定阈值时用二分法求取截球点, 执行截球动作, 但不考虑该动作的成功率如何。选取两球队 6 场比赛中的两个样本数据进行实验分析。样本数据如表 2 所列。

表 2 截球样本属性表

样本	属性				
	BH_ang	Speed_radio	Dist_radio	Ang_radio	Stamina
X ₁	21.9	0.54	0.13	0.79	2000
X ₂	35.2	0.67	0.98	1.50	3500

对于样本 X_1 , 根据上文所提规则匹配流程, 先查找确定规则, X_1 满足规则 r_1 , 说明截球能够成功, 采用二分法建模求, 解截球点。同理对于样本 X_2 , 没有匹配的确定规则, 但有可能规则 r_7 与之匹配, 且规则可信度大于阈值 δ (δ 取值 0.60), 满足截球条件, 采用二分法建模, 求解截球点。

仿真结束后, 记录下与截球相关信息和对比赛结果的影响, 对比数据如表 3 所列。

表 3 实验对比结果

	平均截球成功率	进球总数
原代码	42.3%	7
改进后	58.9%	13

从表 3 中可以看出, 采用传统二分法进行截球的球队, 截球成功率在 42.3%, 进球总数为 7 个; 而采用本文所述方法改进截球策略后, 对于截球成功率较高的场景才执行截球动作, 使得其截球成功率在 58.9%, 进球总数为 13 个。可见采用本文所提方法后, 球员的截球成功率及球队的进球数得到了明显提高。

结束语 本文针对 RoboCup 仿真组比赛中智能体的核心技能之一——截球的决策问题, 提出了一种基于优势关系

粗糙集的截球策略, 并在仿真实验中进行了决策分析。本方法将解析法和经验法相结合, 不仅考虑了噪声对运动模型的干扰, 而且针对与截球相关训练数据的特点, 采用基于优势关系的约简算法和规则提取算法提取出更有现实意义的决策规则, 进而实现更合理的决策。在仿真平台上的比赛实验中取得了较好的效果, 证明了本方法的有效性与可行性。

参考文献

[1] Hirokik, Minoru A, Yasuo K, et al. RoboCup: a challenge problem for AI and robotics [A]. Hirokik RoboCup-97: Robot Soccer World Cup I [C]. Berlin: Springer, 1998: 1-19

[2] 李实, 陈江, 孙增圻. 清华机器人足球队的结构设计与实现 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2001, 41 (7): 94-97

[3] 高隽. 神经网络原理及仿真实例 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2003: 76-79

[4] 杨增光, 李龙澍. 决策树学习在 Robocup 仿真球队中的应用研究 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(4): 653-656

[5] 刘扬, 王浩, 等. 一种基于支持向量回归方法在 RoboCup 中的应用 [J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2007, 30(10): 1258-1264

[6] Greco S, Matarazzo B, Slowinski R. Rough approximation by dominance relations [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2002, 17: 153-171

[7] Greco S, Matarazzo B, Slowinski R. Rough sets theory for multi-criteria decision analysis [J]. European Journal of Operational Research, 2002, 129: 1-47

[8] Yang X B, Yang J Y, Wu C, et al. Dominance-based rough set approach and knowledge reductions in incomplete ordered information system [J]. Information Sciences, 2008, 178 (4): 1219-1234

[9] Chen M, Foroughi E, et al. Users Manual: RoboCup Soccer Server for Soccer Server Version 7.07 and later, 2002. <http://sserver.sourceforge.net/>

[10] 何光渝. VisualC++ 常用数值算法集 [M]. 北京: 科学出版社, 2002: 528-530

[11] 清华大学毕业设计论文 [OL]. 北京: http://www1.cs.columbia.edu/~criver/robocup/criver_thu_thesis.pdf