

用遗传算法实现六子棋评估函数参数优化

黄继平, 苗 华, 张 栋

(重庆理工大学 计算机科学与工程学院, 重庆 400050)

摘 要:介绍了六子棋计算机博弈的4个核心部分:状态表示、走法生成、搜索引擎、评估函数。将遗传算法的思想引入棋类博弈,用遗传算法的专业无关性弥补人工调整评估函数值在认知和效率上的不足。通过基因编码、锦标赛选择、多点交叉和变异操作完成对六子棋评估函数参数的优化。实验证明本方法在很大程度上能提升程序的博弈能力。

关 键 词:人工智能;博弈树;六子棋;遗传算法

中图分类号:TP181

文献标识码:A

文章编号:1671-0924(2009)11-0085-05

Optimizing the Evaluation Function Parameters of Connect6 with Genetic Algorithms

HUANG Ji-ping, MIAO Hua, ZHANG Dong

(School of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400050, China)

Abstract: This paper introduces the four main components of Connect6 game: description of state, move generator, search engine, and evaluation function. The idea of AI is introduced in chess game, where the AI ideas can compensate for the low efficiency. The Evaluation Function Parameters of Connect6 is optimized with gene encoding, tournament selection, multi-point crossover and mutation operation. The experiment proves that it can upgrade the game ability to a large extent.

Key words: artificial intelligence; game tree; Connect6; genetic algorithms

2005年9月,台湾国立交通大学资讯工程系吴毅成教授在第十一届国际电脑赛局发展(Advances in Computer Games)研讨会上正式发表第1篇关于六子棋的国际论文,获得相当大的影响。六子棋(Connect6)是由五子棋改良而来,相比较而言,它具有规则简单、变化复杂、游戏公平3个很好的特性。在六子棋里,除了持黑的第1手下了一子外,黑白双方轮流各下2子,最后连成6子者胜。由于各方每次下完1手后,盘面都比对方多1

子,因此赛局可自然达成平衡的状态,使得公平性大为提升。而对于五子棋、象棋等,先手常常具有一些优势。同时由于一次2子,组合变化莫测,其复杂度已被评估为仅次于围棋和日本象棋,远高于五子棋,与中国象棋相当或略高。

1 六子棋博弈的4个核心构成

六子棋计算机博弈可以分解为4个核心部

• 收稿日期:2009-06-29

基金项目:重庆自然科学基金资助项目(CSTC,2007BB2415)。

作者简介:黄继平(1979—),男,重庆人,硕士,主要从事管理信息系统、人工智能领域方面的研究。

分:状态表示、走法生成、搜索引擎、评估函数.其中状态表示和走法生成是所有棋类游戏的基础,而真正使之具有“思考”能力的关键是搜索引擎和评估函数.

现实中的下棋高手可以思考并预见当前局面往后几步甚至十几步的棋局,从而选择最佳的走法.通过构建博弈树和搜索引擎,可以让计算机也具有这种思考能力.博弈树把计算机和用户所有可能的走法所形成的局面以层次结构的形式表现出来,形成倒状的树形结构(图1)^[4].

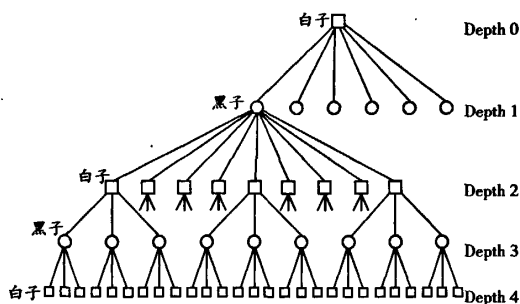


图1 博弈树结构

整个博弈树描述的是从当前局面出发,包含所有可能的对弈过程的搜索树.如图1所示,黑白双方交替地按合理走法把树展开,树的每一个节点都表示某一个特定局面.根节点表示的是当前需要计算的局面,中间节点表示的是对弈过程中的某一个局面,叶子节点是树的最底端,表示可以推导的局面.显然,如果叶子节点所表示的棋局集合里存在己方(如上图就是白方)获胜的局面(对六子棋来说就是出现白子六连),则沿着该叶子节点逆推到根节点,就能获得当前局面的最佳走法.

由于六子棋的公平性特征,它的棋盘大小不受限制.以最常见的十九路棋盘来说,其state-space复杂度可达 10^{172} ,与围棋相当.其game-tree复杂度(若以30手计算),可达 $(300 \times 300/2)^{30} \approx 10^{140}$,远大于五子棋,与中国象棋相当.对更多的高手而言,常常会下到40多手,则game-tree复杂度将达惊人的 $(300 \times 300/2)^{40} \approx 10^{188}$,远大于中国象棋的复杂度.因此,直接搜索到胜负状态简直是天方夜谭.事实上,几乎所有的棋类博弈问题都

是在有限深度的博弈树中找到评估值最高而又不剧烈波动的最佳棋局.叶子节点和根节点之间的最大距离称为搜索深度.这就要求对叶子节点表示的局面必须有一个极为准确的打分,这是由评估函数来实现的.对于任何一个棋局,它的评估值表示如下:

$$Value = ComputerValue - PersonValue$$

即一个棋局的好坏是由己方(电脑)的有利因素和不利因素的差值决定的.显然Value取值为正,表明局面对电脑有利,否则对人有利.好的评估函数对提升电脑的棋力有很大帮助,但评估函数值的确定涉及诸多因素,这与设计者对该棋类游戏的认知有很大关系,这样带来很大的局限性,单纯地通过手工调整参数很难达到全局最优.

因此在六子棋计算机博弈中引入了遗传算法的思想,不涉及具体的六子棋专业知识,而单纯通过对生物遗传变异特性的模仿来训练评估参数,最终获得全局最优的结果.

2 给予遗传算法的六子棋评估函数

2.1 遗传算法

遗传算法(GA)是近些年发展起来的一种崭新的全局优化算法,由Holland教授首次提出.它借用了生物遗传学的观点,通过选择、遗传、变异等作用机制,实现个体适应性的提高,体现了自然界中“物竞天择、适者生存”的进化过程.它提供了一种求解复杂系统优化问题的通用框架,不依赖于问题的具体领域,对问题的种类有很强的鲁棒性,因此吸引了大批的研究者,迅速推广到优化、搜索、自动控制、人工生命和机器学习等方面.^[5]

2.2 基因编码

遗传算法中进化过程是建立在编码机制基础上的,因此要通过遗传算法对评估函数参数进行优化,首要的就是对评估函数的基因编码.不管多么复杂的评估函数,都可以表示为一个多项式.评估函数一般来说必须包括5个方面的要素,分别是固定子力值、棋子位置值、棋子灵活度值、威胁与保护值、动态调整值.将这些值线性地组合在一起得到最终的评估值.对于六子棋来说,由于与五

棋子之间的差异,评估函数值主要取决于棋型,编码问题可以大大简化.同时鉴于六子棋评估函数值对编码精度要求不高,本文中采用二进制的编码方式,在满足精度的同时可加快编码解码的速度^[3].

六子棋的主要棋型有六连、长连、活五、眠五、死五、活四、眠四、死四、活三、眠三、朦胧三等.除了六连和长连的评估值为无限大以外,其他的棋型的评估值都可以在一定区间调整.以活三为例简单介绍编码过程.所谓活三是指在同一直线上的3颗同色棋子,符合“再下一手棋就能形成活四”的条件.一般认为它的棋力在眠三和眠四之间,大致取值范围为 $[120, 180]$.由于 $2^5 < (180 - 120) < 2^6$,所以对活三棋力评估值用6位的二进制编码,这样可尽量减少遗传算法计算的复杂性.对应的评估值和二进制值之间的对应关系满足如下公式:

$$a = a_{\min} + b(a_{\max} - a_{\min}) / (2^m - 1)$$

其中: $a_{\min} = 120$; $a_{\max} = 180$; $m = 6$; a 表示十进制评估值; b 表示二进制的编码值

将所有表示参数的二进制数串连起来组成一个长的二进制字符串.该字符串的每一位只有0或1两种取值.该字符串即为遗传算法的操作对象.

2.3 锦标赛选择法及适应度函数

选择操作是遗传算法里最重要最基本的操作之一,用来确定重组或交叉个体以及被选个体将产生多少个子代个体.常见的选择操作有轮盘赌选择法、随即遍历抽样法、锦标赛选择法等.考虑到六子棋的特殊性,本文中采用锦标赛选择法完成遗传算法的选择操作.

2.3.1 轮盘赌选择法

这是遗传算法中最早提出的一种选择方法,是一种基于比例的选择(proportional model)的回放式的采样方法,也可称为选择的蒙特卡罗法,利用各个个体适应度所占比例的大小决定其子孙保留的可能性.为了产生足够多的交配个体,需要进行多次选择.每一次产生一个 $[0, 1]$ 随机数,作为选择指针来确定被选个体.由于随机操作的原因,导致该选择方法选择误差比较大,有时连适应度较高的个体也选择不上.

2.3.2 随即遍历抽样法

基本思想和轮盘赌一样,只是在随机遍历选择法中等距离的选择个体.假定 $npointer$ 为需要选择的个体数目,等距离选择个体,选择指针的距离为 $1/npointer$,第1个指针的位置由 $[1, 1/npointer]$ 区间的均匀随机数决定.

2.3.3 锦标赛选择法

在锦标赛选择法中,随机地从种群中挑选一定数目(Tour)的个体,然后从中选择适应度最高的一个个体用于交配.这个过程重复进行完成个体的选择.该方法随机性更大,但有较大的概率保证最优秀的个体被选择.每次进行竞赛的个体数目称为竞赛规模 Tour,取值范围为 $[2, N]$.表1表示了竞赛规模与选择强度之间的关系.

表1 竞赛规模与选择强度的关系

竞赛规模	1	2	3	5	10	30
选择强度	0	0.56	0.85	1.15	1.53	2.04

2.3.4 确定适应度函数

遗传算法的一个重要特征是专业无关性,仅以适应度函数(fitness function)为依据来展开搜索,最终选择得到下一代个体.确定一个好的适应度函数对算法的影响非常重大.一般情况适应度函数都是以目标函数转换而来(如函数优化).而在六子棋里,一条基因编码串(一组评估函数值)对应的适应度很难确定,因此采用改进的锦标赛选择法来确定适应度函数,可以将问题简化.

为了保证锦标赛选择法有效的应用于六子棋,本文中对已有的六子棋博弈程序进行改进,设计一个评估函数接口类,通过该接口调用不同的评估函数参数进行竞赛,而程序的其他部分完全相同(包括走法生成、搜索引擎、交互界面甚至硬件配置).这样就很好体现遗传算法的专业无关性,并且保证竞赛的公平公正性.程序运行中随机产生2个父体(竞赛对手),调用各自的评估函数(染色体)进行比赛,优胜劣汰.胜负双方的适应度值分别进行增减,和棋不操作.考虑到竞争对手实力的差异,不能单一的增加或减少一个值,因此本文中提出一个实力附加值的概念.如果用 a, b 分别表示竞赛的双方, F

(x)表示适应度值,则其中某一方的实力附加值(假设 a 方)为 $K(a) = (F(b) - F(a))/F(a)$,其适应度值的计算如下:

Do Case

获胜: $F(a) = F(a) + 1 + K(a)$

失败: $F(a) = F(a) - 1 + K(a)$

平局: $F(a) = F(a)$

Enddo

2.4 基因重组(Recombination)和变异(Mutation)

2.4.1 基因重组

基因重组是以概率 P_c 把2个父个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作,也称为交叉(crossover),是遗传算法获得新优良个体的最重要手段.基因重组有实值重组和二进制重组等方法,考虑到本文中的基因编码方式以及六子棋的特点,选用二进制重组方式里的多点交叉方法构造新个体.多点交叉更接近实际生物基因的演变,能更好地拓展搜索空间,防止算法过早收敛而陷入局部最优的局面.如图2所示,多点交叉根据交叉概率 P_c 随机产生 n 个交叉位置 D_i ,在交叉点之间的基因片段间连续相互交换,产生2个新的后代.

父A 0 0 1 0 1 1 0 1 1 0 1 0 1 1 0

父B 1 0 1 1 1 0 0 1 0 0 1 1 0 1 1

产生的3个交叉点:4、6、12

子A 0 0 1 0 1 0 0 1 1 0 1 0 0 1 1

子B 1 0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0

图2 多点交叉

2.4.2 基因变异

变异是指以等于变异率 P_m 的概率改变一个或几个基因,对于二进制串来说,就是根据变异率实现基因的0-1翻转.变异是一种局部随机搜索,与选择/交叉算子结合在一起,保证了遗传算法的有效性,使遗传算法具有局部的随机搜索能力.同时使得遗传算法保持种群的多样性,以防止出现非成熟收敛.

3 测试结果

为了测试进化效果,找出较好的参数组,本文中设计了一个测试实验,分别取出100,200,300,400,500,600代的冠军以及2个随机选手组成一个小组,进行单循环比赛.每2个对手之间都要进行互换先后手的2场比赛,胜者积分加1,负者积分减1,平局双方积分不变,最后积分情况如表2.

表2 竞赛结果

进化代数	100	200	300	400	500	600	随机1	随机2
积分	-8	-6	2	8	12	14	-14	-8

从表2中可以看出,得分随着代数的增加而单调增加,而参加比赛的随机选手基本上没有获胜的机会.

4 结束语

在六子棋的评估函数中引入了遗传算法,从新的角度出发优化参数组合,弥补了设计开发者在具体棋类知识方面的不足.当程序拥有进化参数的评估函数时棋力明显提高,每当加入了一些新参数,丰富棋子之间联系的奖励和惩罚时,都可以用遗传算法进行优化,而不是传统上的手工调整.这样可以最大限度发挥评估函数的作用,为开发出高水平的六子棋博弈程序打下了坚实的基础.

参考文献:

- [1] Holland J H. Adaptation in nature and artificial system [M]. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [2] Yen S J, Chen J C, Yang T N. Computer Chinese chess[J]. ICGA Journal, 2004(3):3-18.
- [3] 米凯利维茨. 演化程序遗传算法和数据编码的结合[M]. 北京:科学出版社,2000:20-23.
- [4] 徐心和,王骄. 中国象棋计算机博弈关键技术分析[J]. 小型微型计算机系统,2006(6):1.

- [5] 王小平, 曹立明. 遗传算法理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002: 195-21.
- [6] 李敏强. 遗传算法的基本理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2002: 1-15
- [7] 马占欣, 李亚, 陆玉昌. 用遗传算法解决博弈问题 [J]. 河南科学, 2004(4): 107-111.
- [8] 王小春. PC 游戏编程 [M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2002: 1-27.
- [9] 瞿锡泉, 白振兴, 包建平. 棋类博弈算法的改进 [J]. 现代电子技术, 2005(1): 96-99.
- [10] 张海峰, 白振兴, 张登福. 五子棋中的博弈智能设计 [J]. 现代电子技术, 2004, 27(7): 25-27.
- [11] 李莉. 基于 Nash 均衡的自适应遗传算法 [J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(33): 86-88.
- [12] GEORGE F L. 人工智能—复杂问题求解的结构和策略 [M]. 史忠植, 译. 北京: 机械工业出版社, 2004: 101-13.

(责任编辑 刘 舸)

(上接第 80 页)

- [9] Yuh-Wen Chen. A group game of multiple attribute decision making [J]. Asia - Pacific Journal of Operational Research, 2007, 24(5): 631-645.
- [10] Yong Zhang, Xuhong Li, Haijun Mao. Methodology to sequence the logistics centers based on entropy weighting and TOPSIS [J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2005, 35(6): 967-971.

(责任编辑 陈 松)

(上接第 84 页)

- [6] Hsu S C, Liang S F, Fan K W, et, al. A robust in-car digital image stabilization technique [J]. IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics, 2007, 37(2): 234-247
- [7] Lee K. Digital Image Stabilizing Algorithms Based on Bit-Plane Matching [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1998, 3(44): 617-622.
- [8] Urhan O, Erturk S. Single sub-image matching based low complexity motion estimation for digital image stabilization using constrained one-bit transform [J]. IEEE Trans. on Consumer Electronics, 2006, 52: 1275-1279.

(责任编辑 刘 舸)