

# 一种改进的分布式遗传算法在 机器博弈中的应用研究

刘学平<sup>1</sup>, 李有儒<sup>2</sup>

(1. 沈阳航空航天大学 工程训练中心, 辽宁, 沈阳 110136; 2. 沈阳航空航天  
大学 航空航天工程学部, 辽宁, 沈阳 110136)

**摘要:** 为提高机器博弈系统的智能水平, 改善传统方法在静态评估参数组合优化训练中效率低下和训练结果质量不高的问题, 提出一种分布式遗传算子, 从种群扩充方法和染色体复制的过程中实现了对自适应性遗传算法的改进. 改进后的遗传算子在亲代优良性状继承能力和基因表达的可解释性上有所提高, 并在国际跳棋的优化实例中取得良好训练结果. 通过仿真实验验证了所提出算法在处理一般性问题时性能稳定可靠.

**关键词:** 人工智能; 机器博弈; 分布式遗传算法; 静态评估; 组合优化

**中图分类号:** TP291 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0645(2017)10-1019-06

**DOI:** 10.15918/j.tbit1001-0645.2017.10.006

## The Application Study on Improved Distributed Genetic Algorithm in Computer Games

LIU Xue-ping<sup>1</sup>, LI You-ru<sup>2</sup>

(1. Engineering and Training Center, Shenyang Aerospace University, Shenyang, Liaoning 110136, China;

2. Faculty of Aerospace Engineering, Shenyang Aerospace University,  
Shenyang, Liaoning 110136, China)

**Abstract:** In order to improve the intelligent of computer games (CGs) system, the efficiency of traditional methods in optimizing training of static evaluation parametric combination and the quality of training, a distributed genetic operator was proposed for clan crossover. The adaptive genetic algorithm was improved in the course of population enlarging and chromosome duplication. Analysis results show that, the ability has been improved with the improved genetic operators, to inherit superior character from parent generation and to explain gene expression. Better training results have been gained in actual optimization of draughts. Besides, simulation experiment has validated the stability and accountability of the algorithm in solving general problems.

**Key words:** artificial intelligence; computer games; distributed genetic algorithm; static evaluation; combinatorial optimization

机器博弈是人工智能研究领域的一个重要分支, 其决策模型的算法研究是提升机器博弈智能水平的关键. 谷歌 Deep Mind 团队应用深度学习算法

训练计算机围棋中的价值网络取得了良好的训练结果<sup>[1]</sup>. 在其它棋种中也有相应的博弈模型算法研究成果涌现<sup>[2]</sup>.

收稿日期: 2016-08-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61103123, 61203170); 航空基金资助项目(2015ZB54007, 2015ZC54008); 辽宁省教育厅科学研究资助项目(L201608)

作者简介: 刘学平(1979—), 男, 博士生, 讲师, E-mail: liuxueping024@163.com.

机器博弈系统主要包含 4 个部分:着法生成、搜索引擎、估值核心、交互界面,有的博弈系统还引入开局库和残局库以克服其在开局和终局搜索中的不足. 其中,估值核心是系统进行决策的知识库,其设计水平将直接影响整个博弈系统的性能. 博弈系统的估值核心是一种采用棋牌类特有的专家知识所集成的局面特征识别与评价系统. 在对局面进行评价时,如何将计算机采集到的多项评价指标按照一定的权重大小精确地组合为一个整体的特征评估,这一问题成了估值核心优化设计时的一个难题. 实际上,这就是在解决一个组合优化问题. 近几年,国内外很多学者<sup>[3-4]</sup>对这个问题提出了多种研究手段,其中多采用遗传算法进行优化计算.

遗传算法是一种模拟达尔文进化论的算法,在传统使用遗传算法进行博弈系统优化的研究中,多采用基本遗传操作算子结合本地训练的方式,这种方法在完成优化后的效果并不是很理想. 由于遗传算法中选择操作所执行的计算复杂度高而导致效率低下,所以很难在一些适应度计算复杂的工程模型中推广使用. 本文根据机器博弈系统优化训练问题设计实现一种改进的分布式遗传算法. 在进行种群适应度计算时采用分布式计算方法,提高了算法执行效率. 在进行交叉这一关键遗传过程时,本文提出了一种“氏族交叉”算子,通过实验证明采用该算子的遗传算法更适于应用博弈问题的模型求解.

## 1 机器博弈决策模型与遗传算法

### 1.1 机器博弈的决策模型

机器博弈通常分为完全信息博弈和不完全信息博弈,对于如国际跳棋这类完全信息博弈棋种,通常实现这一决策过程主要包括:着法生成、搜索引擎、估值核心、交互界面. 在整个决策过程中,估值核心是整个博弈系统的知识库,是搜索引擎执行高效搜索的保证. 搜索引擎根据估值核心对局面的精准判断从而寻找出最利于己方的决策. 估值核心的设计需要依赖设计者对于棋类的基本知识的了解,其设计内容应该主要包含棋子的子力基本价值和位置价值、棋子间的相互关系,以及一些具有代表性的棋型等参考因素,这些参考因素共同作用,完成对局面价值的评估. 在对估值核心参数的训练方法上,单纯的依靠人类的专业知识进行手工调试易因水平有限和疲劳等因素限制调参效率.

因此,有必要采用优化算法对这个过程进行自

动调参,相比于爬山法和模拟退火法容易导致局部收敛的劣势,遗传算法由于初始解以种群的方式产生,是一种全局优化搜索算法,故在机器博弈的优化中多采用遗传算法.

### 1.2 遗传算法实现基本原理

遗传算法是进行工程优化的一种强有力的手段,其优化方式包括全局优化、约束优化、多目标优化、组合优化等. 组合优化是从组合问题的可行解集中求出最优解,在博弈系统中,应用遗传算法从多种参数组合寻找一组或几组作为最优解,从而实现对局面的准确评估.

遗传算法操作的个体是基因,基因操作首先是将基因按照一定的规则进行编码,由于二进制编码的简单易行和接近机器数运算速度的特点以及在机器博弈估值核心的简单线性数学模型中更便于应用等特点,故为本文所用. 传统产生初始种群的方法缺点是初始解过于随机,会导致算法收敛速度过慢. 相应的改进方法是引入符合研究问题特点的约束条件,在约束方程的控制下,产生随机的初始种群. 这样做既保证了遗传算法的随机性,又避免了由于随机化程度较高所引起的难于或过慢收敛问题. 种群容量的选择一般根据问题模型的线性化程度设置,线性化程度越高,种群容量越小,反之亦然. 进化代数阈值是整个进化过程的终止判断参数,也是结束迭代进化过程的控制参数. 随着进化代数的增加,迭代求解的精度将提高,所得的解也将更加趋向于最优解.

## 2 改进分布式遗传算法的实现

### 2.1 待优化参数及其编码

根据国际跳棋的棋种规则设计静态评估中的待优化参数,整理如表 1.

表 1 国际跳棋评估模型中的特征要素表  
Tab. 1 Characteristic elements in evaluation model of draughts

序号	特征要素
1	子力和位置价值
2	灵活度
3	威胁关系
4	保护关系
5	预加冕奖励

上述特征数学模型为

$$V = \sum_{x=0}^N \sum_{y=1}^5 \lambda_y \xi_y, \tag{1}$$

式中:内层求和单元表示特征要素参数  $\lambda$  和具体要

素情形  $\xi$  的乘积,下标分别为表 1 中的对应编号,内层对一单独棋子综合几种参考要素计算总评价分数,外层则是在整个局势下对所有棋子的评价分数累加来进行总体打分.其中  $\xi$  的值由具体的计算函数根据评估准则打分.综合上述参数得到本文所要优化的参数组合为

$$X = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5\}. \quad (2)$$

### 2.2 适应度计算与选择

选择是在每代种群的所有个体中依照对环境即研究背景的适应程度高低选择出一部分适应性高且性状优良的个体后复制其基因,最终参与到种群内交配行为的过程.选择标准是个体适应度函数值大小.本文中利用如人类进行锦标赛的方式来判断个体的优劣程度,这种方法即在博弈领域广泛被使用的锦标赛选择法<sup>[5]</sup>.

如种群容量是 50,为减少比赛场数、提高选择效率,将其随机地分成 10 组,组间按照循环赛的方式进行,每个小组进行 1 轮总计 10 场,并在第一轮结束后换手两轮共计 20 场的比赛.在所有比赛完成后,通过积分即适应度函数值选择出小组冠军,并

将其基因复制.在经过选择后清空种群所有个体的基因,将 1~10 号位置分别赋以 10 个小组的冠军基因和对应的种群信息.遗传算法中选择算子是整个进化计算过程的关键.它在整个进程中耗时约占总体的 90%,选择算子设计方法的改进和新技术的引入对于解决传统遗传算法实现组合优化效率低的问题有显著效果.

### 2.3 引入分布式系统

分布式系统的引入主要是在锦标赛选择阶段,这样大幅度地提高了计算的效率.按照所设种群规模,采用 101 台计算机组成的局域网来搭建分布式系统.设置一台计算机作为主控制机,负责将种群信息分别发送至 100 台从机.100 台从机接受到主机信息后开始进行锦标赛选择计算.随后,从机将全部个体在锦标赛中的积分回传给主机.最后,主机再根据这些信息计算出适应度并选择出小组冠军.将同代间的参数组合的大量对局过程分配,从而解决机器博弈问题中因对局过程漫长而训练效率低下的问题.系统架构如图 1.

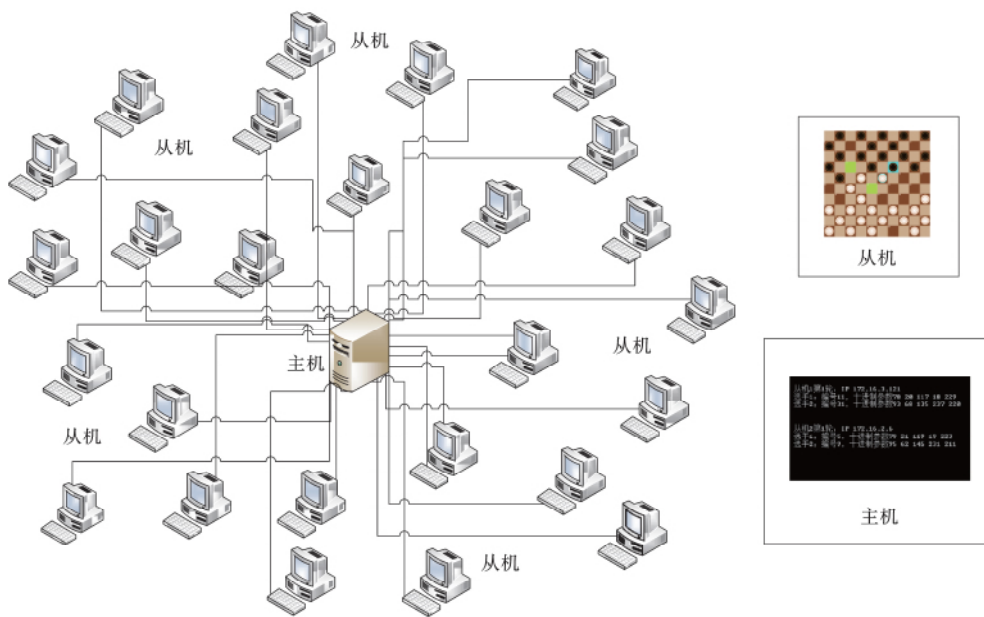


图 1 主从机关系架构图  
Fig.1 Host-slave framework graph

在分布式系统中,主机完成对从机的任务分配和数据统计管理.在种群确立完毕后,主机随机地把 50 个个体分成 10 个小组并对每组产生循环赛对阵图.主机将一次性安排 100 场的对局,并逐个将一对个体编号和相应的基因信息下发.从机接受到

对战信息后,将二进制基因解码后传入到博弈系统的参数数组中.当主机完成任务分配后,采用循环的方式逐个向从机询问是否完成对战.完成对战的从机将回传比赛结果,整个过程持续到全部从机均完成比赛后结束.主机再根据收到的结果进行成绩

统计.

### 2.4 自适应性交叉变异率

选择操作后,对种群进行清空操作并将上一代种群中 10 个随机小组冠军的基因、胜率和适应度值赋予新种群中的 1~10 号个体. 种群扩充操作中要保证种群总量不变,同时既要好的基因片段保留下来又要保证算法的随机性. 在变异环节使用基本位变异法.

交叉和变异环节中有两个最典型的控制参数即交叉率  $P_c$  和变异率  $P_m$ . 交叉率是交叉过程中评价待交叉父本间能否产生下一代个体的条件,  $P_c$  设置的过大会让产生新个体的速度加快,从而使遗传算法中好的模式被破坏的可能性增大. 反之,产生新个体速度会降低很多. 变异率  $P_m$  设置得过大,遗传算法的本质将会为之颠覆成在指定解空间内的完全随机搜索过程,进而失去算法的意义. 为了解决该问题, Srinivas 等<sup>[6]</sup> 提出的自适应遗传算法,在该方法中,  $P_c$  和  $P_m$  能够随着适应度自动改变,计算方法为

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1} & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (3)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{max} - f)}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $P_{c1} = 0.90, P_{c2} = 0.60, P_{m1} = 0.10, P_{m2} = 0.001; f_{max}$  为群体中最大的适应度值;  $f_{avg}$  为每代群体的平均适应度值;  $f'$  为要交叉的两个个体中较大的适应度值;  $f$  为要变异个体的适应度值.

### 2.5 交叉算子的改进——提出“氏族”交叉方法

基于机器博弈系统的决策模型特点,提出一种“氏族交叉”算子. 在选择操作后,新的种群的 1~10 号个体分别为 10 个随机组的冠军. 交叉前,首先将 10 个个体按照排列组合的方式进行两两组合配成 45 对父本,即组建氏族过程. 接下来,依次地根据交叉率判断该对父本是否满足进行交叉条件,如果满足,进行交叉. 交叉将产生的新个体插入新种群. 反之,遍历后续父本组合. 在遍历的过程中以种群容量为限,当对 45 个父本组合完成一轮遍历后若未达到种群容量则进行 2 次遍历,直到达到上限为止.

本文基于传统的交叉算子中的均匀交叉方法对

其进行改进,在“氏族交叉”框架下实现“对应段位选择性均匀交叉”算法. 其保留了均匀交叉对于单点、双点交叉上的优势,根据组合优化具体问题中解的参数分布规律进行分段重组. 实验中,国际跳棋机器博弈静态评估系统参数组合目标组合包含 5 个参数,则在基因序列中从最高位取起每 8 位二进制码表示一个染色体,进而将染色体组分成 5 个部分. 在完成区段划分后,进入到“选择性均匀交叉”环节. 在“氏族交叉”的框架下,对于满足交叉率的父本组合,依次产生 5 个随机数并记录其序数. 将每个随机数与父本组合中胜率较大者进行比较,当且仅当随机数大于较大交叉率时这个随机数的序数对应序数的两个父本子染色体将进行交叉. 如果这 5 个随机数均未能进行交叉,则视这对父本在这轮交配中生殖失败种群将不做插入操作,否则将生成的新个体插入新种群. 整个交叉过程基因操作演示效果如图 2 所示.

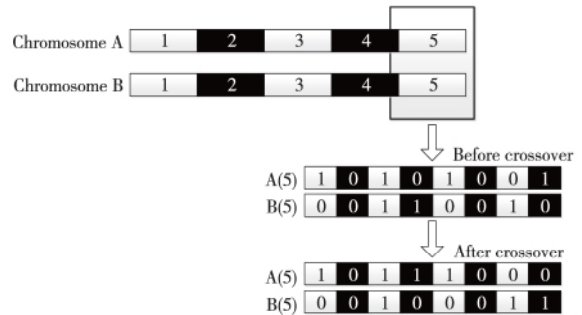


图 2 改进交叉算子操作的染色体演示  
Fig.2 Chromosomes in improving crossover operators

## 3 实验结果与分析

### 3.1 博弈系统参数训练

在实验中采用改进遗传算法的大规模分布式计算方法,对国际跳棋机器博弈静态评估系统中 5 个评价指标参数的组合进行优化. 求得近似最优解后传入机器博弈系统,进行一定量的人机测试和程序比较. 算法实现的基本参数明细如表 2.

表 2 算法基本参数明细表  
Tab.2 Basic algorithm parameters

参数名称	具体设置
种群容量	50
编码方式	二进制
编码长度	40
进化阈值	400
交叉率	式(3)
变异率	式(4)

实验使用 101 台 Intel i5 处理器、4G 内存硬件环境的计算机组成的分布式系统. 共计完成完整的国际跳棋对局次数 8 万次, 共计完成 400 代数据训练. 每代计算同时完成 100 场次/轮, 共计两轮 200 场次的对局计算. 平均每代运算时间为 4 min 15 s, 两种训练方式运算时长比较如表 3.

表 3 运算时长比较

Tab.3 Comparison of computing duration

运算方式	时长/h
本地运算	2833.3
分布式运算	29.1

如图 3 给出实验结果, 其中纵轴代表参数的基因解码后在 0~255 之间的 10 进制数值, 横轴代表进化代数. 由于实验进化阈值设置为 400 代, 该数据反映了对应 5 个参数个体随进化代数的增加, 参数值的训练结果.

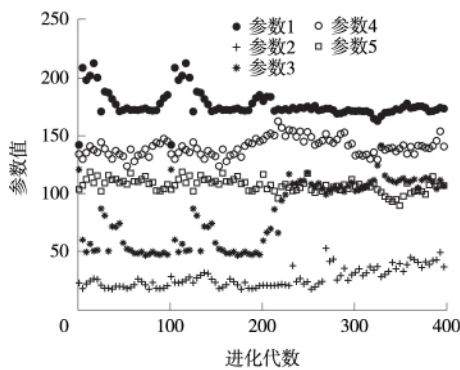


图 3 算法运行结果

Fig.3 Output of the algorithm

将采用简单均匀交叉训练相同代数的实验结果与本次研究提出的“氏族”交叉算法解的质量比较. 每间隔 100 代取实验数据中的最佳个体所携带的参数进行对弈, 对手的权重组合采用随机的方式产生 (为保证公平, 实验中除权重组合不同外其余所有环境均形同). 每个参数进行 50 场次先后手共计 100 场的实验, 实验中记录胜率情况如表 4.

表 4 解质量比较

Tab.4 Comparison of solution quality

算法	100 /代	200/代	300/代	400/代
简单均匀	0.31	0.45	0.63	0.79
氏族交叉	0.27	0.52	0.66	0.88

### 3.2 算法性能测试仿真实验

为了比较改进遗传算法的性能及评估其可靠性和稳定性, 选择最常用来测试遗传算法 Rastrigin 函数进行极值求解的仿真实验. 仿真实验的算法性能

比较对象是由英国谢菲尔德大学推出的基于 Matlab 的遗传算法工具箱, 配置工具箱的优化目标函数为 Rastrigin、种群数量为 50、交叉方式为单点交叉、变异方式为基本位变异, 训练结果如图 4 所示. 氏族交叉算子优化试验结果如图 5.

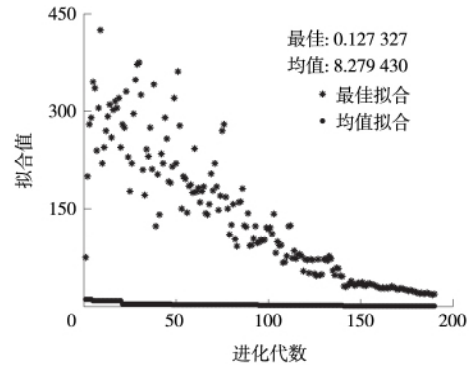


图 4 Matlab 工具箱运行结果

Fig.4 Output of Matlab toolbox

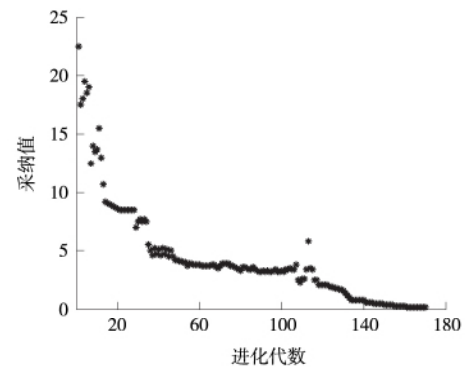


图 5 “氏族交叉”算法运行结果

Fig.5 Output of Clannish crossover algorithm

由实验结果知, 同等实验条件下使用单点交叉算子的 Matlab 遗传算法工具箱经过 191 代运算收敛于 0.127 327, “氏族交叉算子”经过 167 代收敛于 0.004 073. 由于遗传算法的特性实验数据具有一定程度的随机性, 故异同实验下实验数据会有微小波动. 实验证明该改进交叉算子的遗传算法在一般性问题中能够保持性能稳定可靠.

## 4 结束语

在传统遗传算法的选择环节通过引入分布式计算技术从而大幅度的降低计算耗时, 提高了机器博弈评估训练效率. 本文提出了更适合机器博弈决策模型的“氏族交叉算子”, 提高了最优解质量. Rastrigin 函数仿真实验测试了算法的性能, 通过对算法的性能分析验证了其具备的稳定性和可靠性可

(下转第 1030 页)

port vector machines [J]. Lubrication Engineering, 2012, 37(4): 73-77. (in Chinese)

- [3] 景涛, 曹克强, 胡良谋, 等. 基于 KPCA-FSVM 的液压泵可靠性寿命分布识别 [J]. 中国机械工程, 2015(19): 2595-2600.

Jing Tao, Cao Keqiang, Hu Liangmou, et al. Identification of reliability life distribution of hydraulic pump based on KPCA and FSVM [J]. China Mechanical Engineering, 2015(19): 2595-2600. (in Chinese)

- [4] Si X S, Wang W, Hu C H, et al. Remaining useful life estimation—a review on the statistical data driven approaches [J]. European Journal of Operational Research, 2011, 213(1): 1-14.

- [5] 王少萍. 液压系统故障诊断与健康管理技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.

Wang Shaoping. Fault diagnosis and health management technology of hydraulic system [M]. Beijing: China Ma-

chine Press, 2014. (in Chinese)

- [6] 王淼. 航空维修工程可靠性分析方法研究及应用 [D]. 厦门: 厦门大学, 2009.

Wang Miao. Studies on reliability analytical methods of aviation maintenance engineering [D]. Xiamen: Xiamen University, 2009. (in Chinese)

- [7] 谢里阳. 机械可靠性理论、方法及模型中若干问题评述 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(14): 27-35.

Xie Liyang. Issues and commentary on mechanical reliability theories, methods and models [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(14): 27-35. (in Chinese)

- [8] 埃贝灵. 可靠性与维修性工程概论 [M]. 康锐, 等译. 北京: 清华大学出版社, 2010: 310-321.

Ebeling C E. An introduction to reliability and maintainability engineering [M]. Kang Rui, et al, transl. Beijing: Tsinghua University Press, 2010: 310-321. (in Chinese)

(责任编辑: 李兵)

(上接第 1023 页)

以满足实际的应用. 目前随着深度神经网络研究的进展, 经典的遗传算法结合深度学习的神经网络算法在机器博弈中的应用研究将为进一步优化、解决机器博弈问题提供更广阔的平台.

参考文献:

- [1] Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search [J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489.

- [2] 苏攀, 王熙照, 李艳. 基于不平衡学习的分类器博弈模型及其在中国象棋中的应用 [J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(5): 841-847.

Su Pan, Wang Xizhao, Li Yan. Modeling chess strategy by classifier based on imbalance learning and application in computer chinese chess [J]. Journal of Computer Research and Development, 2011, 48(5): 841-847. (in Chinese)

- [3] David O E, Van Den Herik H J, Koppel M, et al. Genetic algorithms for evolving computer chess programs [J]. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 2014, 18(5): 779-789.

- [4] Fatima S S, Wooldridge M, Jennings N R. A comparative study of game theoretic and evolutionary models of bargaining for software agents [J]. Artificial Intelligence Review, 2005, 23(2): 187-205.

- [5] Andrzej O, Stanislaw K. A new constraint tournament selection method for multicriteria optimization using genetic algorithm [C] // Proceedings of Evolutionary Computation Congress, 2000. [S.l.]: IEEE, 2000: 501-508.

- [6] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, 1994, 24(4): 656-667.

(责任编辑: 李兵)