

基于蚁群算法的改进遗传算法

翟梅梅

(安徽职业技术学院信息工程系,安徽 合肥 230051)

摘要:遗传算法具有快速全局搜索能力,但对于系统中的反馈信息却没有利用,往往导致无谓的冗余迭代,求解效率低。根据这一缺陷提出一种将蚁群算法融合到遗传算法的新策略:为了弥补遗传算法中的变异算子变异过程中的盲目无原则性,将蚁群算法的正反馈思想引入到遗传算法中。利用蚁群算法信息素更新原则指导变异规则,有效地提高了算法的寻优效率,优化了解的质量。为了验证算法的有效性,对TSPLIB库中的两个公共实际事例eil51和gr202以及安徽省17个城市的数据进行了仿真实验,结果表明改进后的算法是有效的。

关键词:遗传算法;蚁群算法;TSP;变异算子。

中图分类号:TP18 **文献标识码:**A **文章编号:**1672-1098(2009)03-0058-06

Improved Genetic Algorithm Based On Ant Colony Algorithm

ZHAI Mei-mei

(Department of Information Engineering, Anhui Vocational and Technical College, Heifei Anhui 230051, China)

Abstract: Genetic algorithm has the advantage of fast overall searching ability, but it does not utilize feedback information in the system. Thus it often results in redundant iteration and low efficiency in solution. Because of this, a new strategy blending ant colony algorithm into genetic algorithm was put forward. In order to eliminate blindness in variation process of variation operator, the idea of ant colony algorithm's positive feedback was introduced into genetic algorithm. Variation rules were led by the rule of pheromone updating, which improves the algorithm efficiency and solution quality. The proposed algorithm was verified by the two public data gr202 and eil51 in TSPLIB library and the TSP data from 17 cities in Anhui Province. The results show that the improved genetic algorithm is valid.

Key words: genetic algorithm; ant colony algorithm; TSP; variation operator

遗传算法^[1]和蚁群算法^[2]都具有适用范围广、通用性强等共同特点,广泛应用于离散最优化问题,二者有各自的优缺点^[3-4]:遗传算法具有快速全局搜索能力,但对于系统中的反馈信息却没有利用,往往导致无谓的冗余迭代,求解效率低;蚁群算法是通过信息素的累积和更新而收敛于最优路径,具有分布、并行、全局收敛能力。但初期信息素匱

乏、导致算法速度慢。遗传算法和蚁群算法具有互补性,它们有可能有机地融合在一起,以克服各自缺点,发挥各自优点。遗传算法与蚁群算法融合的策略,根据它们两者在某个集成算法中所处的地位和优势不同,大体可以划分为两个大类:一类是以蚁群算法为主体的混合蚁群算法;另一类是以遗传算法为主体混合遗传算法。在文献[5]中先利

收稿日期:2009-06-18

作者简介:翟梅梅(1970-),女,安徽合肥人,讲师,硕士,主要研究数据挖掘与人工智能。

用遗传算法的随机搜索、快速性、全局收敛性产生有关问题的初始信息素分布。然后,充分利用蚁群的并行性、正反馈机制以及求解效率高等特征来求解TSP问题。其融合后的算法,在时间效率和求解效率都是比较好的启发式算法^[6]。本文将利用蚁群算法的反馈信息来融合到遗传算法,对遗传算法的变异算子进行改进,将蚁群算法的正反馈思想引入到遗传算法中。为了弥补变异算子变异过程中的盲目无原则性,引入蚁群算法信息素更新指导变异规则,确保交换后的变异位置前后路径的信息素比交换前的高,有效地提高了算法的寻优效率,优化了解的质量。

1 变异算子和蚁群算法

1.1 变异算子

变异算子通过模拟基因突变的遗传操作,对从种群中的每一个个体以变异概率 P_m 改变某一个或某一些基因座上的基因值为其它的等位基因,以此来搜索更多的解,找到更优的解。目前已有多种变异算子,如2-opt变异算子、逆转(倒位)变异算子、启发式变异算子等。本文根据启发式变异算子的发展对其进行改进。

启发式变异算子的操作过程如下:

设个体P1: 123456789

随机选择三个点,例如:2、6、8,任意交换位置可以得到5个不同个体:

A1: 123458769

A2: 163452789

A3: 183456729

A4: 163458729

A5: 183452769

根据适应度函数值从中选择最好的作为新的个体。

在启发式变异算子的操作过程中对随机选择的变异点,先任意交换位置可以得到不同个体,根据适应度函数值来确定选择其中一个最好的变异后的个体。这个过程包括个体的不同变异和计算适应度函数值。如果选择变异点为 m 个,变异后产生的个体有 $P_m - 1$ 个,对于 m 比较大时候,其计算量就比较大。对于选取的变异后的个体可能包含在亲代中,其变异过程等于是无用功。因此变异算子

是在没有反馈信息或者充分理论的基础上来操作的,带有盲目性、缺少理论指导现象。根据遗传算法对于系统中的反馈信息利用不够,结合蚁群算法来对变异算子进行改进,并用于求解TSP问题。

1.2 蚁群算法

对于TSP问题,蚁群算法的描述^[7]如下:

设 m 是蚂蚁总数, n 是城市总数, $d_{ij}(i, j=1, 2, \dots, n)$ 表示城市 i 和 j 之间的距离,那么, t 时刻蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率为

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} (\tau_{ij}^a(t) \cdot \eta_{ij}^b) / \sum_{j \in \text{allowed}_k} (\tau_{ij}^a(t) \cdot \eta_{ij}^b), & j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

传统的蚁群算法具有很强的全局寻优解的能力,缺点就是其搜索时间长,也容易出现停滞、早熟现象,特别是问题规模较大时容易出现陷入局部最优的现象。

为了克服算法的过早停滞现象,Thomas Stutzle等提出了一种改进的蚁群算法—最大最小(MAX-MIN Ant System, MMAS)^[8-9],该算法在防止算法过早停滞及有效性方面较蚁群系统算法有较大的改进。因此选用最大最小蚁群系统对遗传算法加以改进。

2 基于蚁群算法的改进遗传算法

遗传算法五个主要操作:初始化种群、适应度函数计算、选择、交叉、变异;而最大最小蚁群系统算法主要操作:设置初始参数、初始化蚁群、蚂蚁构造路径、找出最短路径、信息素更新。为了改进遗传算法的变异算子,引入蚁群算法的正反馈信息,即为信息素。在改进过程中可以减少蚁群算法中的蚂蚁构造路径的过程,应用遗传算法交叉算子和变异算子生成新路径。为了弥补变异算子变异的盲目无原则性,引入蚁群算法信息素更新指导变异规则。

基于蚁群改进变异算子:

根据变异概率 P_m 变异操作,随机选择的随机个变异点;

根据蚁群信息素 $\tau_{ij}(t)$ 来决定是否交换变异点,确保交换后的变异位置前后路径的信息素比交换前的高。

设P1: 123456789

随机选择三个点,例如:2、6、8,根据蚁群信息素 $\tau_{ij}(t)$ 交换变异位置,得到变异个体

A: 163458729

其中的比较过程:

$$\tau_{16}(t) + \tau_{63}(t) > \tau_{1i}(t) + \tau_{i3}(t) \quad (i=2,8)$$

$$\tau_{58}(t) + \tau_{87}(t) > \tau_{5i}(t) + \tau_{i8}(t) \quad (i=2,6)$$

$$\tau_{72}(t) + \tau_{29}(t) > \tau_{7i}(t) + \tau_{i9}(t) \quad (i=6,8)$$

基于最大最小蚁群改进变异算子的遗传算法:

第1步:对求解问题进行编码;

对于路径 ij , 初始信息素 $\tau_{ij}(0) = c$ 为最大值 τ_{\max} ;

第2步:设置初始种群规模 N_0 , 种群规模 N 和终止进化代数 T 。

第3步:根据初始种群的选择方法生成初始种群 $\{C_1, C_2, \dots, C_{N_0}\}$;

第4步:根据适应度函数 $f(x)$ 计算初始种群中的每个个体的适应度;

第5步:初始化终止进化代数计数器 $t=1$;

While ($t \leq T$)

第6步:根据选择算子选取 N 个个体组成种群;

第7步:根据该种群中最优个体,根据 $(\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{\text{best}}, \Delta\tau_{ij}^{\text{best}} = 1/f(s^{\text{best}}), f(s^{\text{best}})$ 为最优个体的适应度函数值)更新路径信息素;

第8步:根据交叉算子对种群交叉;

第9步:根据基于蚁群改进变异算子对种群变异;

第10步:根据适应度函数 $f(x)$ 计算种群中的每个个体的适应度;

第11步:终止进化代数计数器 t 加1;

End While

第12步:获取当前种群中最优个体;

第13步:根据城市编码和城市名称进行解码,获得一条路径。

3 仿真实验结果

3.1 实验数据

(1) 公用数据 公用数据是选自 TSPLIB 库中的两个公共实际事例 eil51 和 gr202*。

(2) 安徽省城市交通数据 为了将遗传算法求解 TSP 问题,结合安徽省城市交通数据,对安徽省的17个地级市进行 TSP 问题实验。17个城市的

相对坐标如表1所示,是根据安徽省地图相对位置列出的坐标位置。

表1 安徽省17个城市的相对坐标

序号	城市	相对坐标
1	合肥	(96.0, 125.2)
2	六安	(64.2, 132.6)
3	巢湖	(122.4, 141.5)
4	亳州	(38.1, 35.3)
5	淮北	(76.6, 28.9)
6	宿州	(84.3, 47.3)
7	阜阳	(37.4, 76.2)
8	蚌埠	(97.7, 79.0)
9	淮南	(86.4, 94.2)
10	滁州	(140.4, 103.0)
11	马鞍山	(145.0, 132.3)
12	芜湖	(137.9, 148.2)
13	铜陵	(119.9, 168.3)
14	贵池	(104.4, 172.5)
15	宣城	(158.4, 170.4)
16	安庆	(86.8, 184.1)
17	黄山	(136.2, 222.3)

3.2 遗传算法求解 TSP 问题

对于求解的 TSP 数据来说,城市数目为 n , 用数字1到 n 编号,城市 v 的相对坐标 (x, y) 表示城市的相对位置,用 $d(v_i, v_j) = ((x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2)^{1/2}$ 表示城市 v_i, v_j 间的距离。 $d(v_i, v_j) = d(v_j, v_i)$ 表示对称 TSP 问题,否则是非对称 TSP 问题。

应用遗传算法解决 n 个城市的对称 TSP 问题,其中涉及以下实验的问题。

(1) 实验中编码方法采用路径表示法,用序列编码方式,对于 n 个城市用1,2,3,..., n 来表示城市的代号,其染色体个体由这 n 个整数的组合。一个个体的表示为1到 n 个城市的一个排列组合形式。

(2) 初始种群是按照产生1到 n 不重复的随机数组组合而成的,其初始种群的数目是根据问题规模,即城市数目 n 来决定,在实验中是产生 $n/2$ 个初始种群。

(3) 其适应度函数 $f(x)$ 定义为: $f(x) = 1/D(S), D(S) = \sum_{i=1}^{n-1} d(v_i, v_{i+1}) + d(v_n, v_1)$ 。

* (<http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/comopt/software/TSPLIB95/tsp/>)。

- (4) 其选择算子是采用比例型选择算子进行种群选取,其适应度越大,被选中的概率越大,反之越小。具体的种群规模选择是针对问题来讨论的。
- (5) 交叉算子选择的是顺序交叉算子。
- (6) 变异算子采用的是启发式变异算子和本文提出的基于蚁群算法的变异算子。
- (7) 就具体的实际问题,根据遗传算法求出的最优个体进行解码,获得实际的最优解,为实际工作其指导作用。

3.3 实验结果

为了验证本文提出的改进的变异算子的有效性,分别就3.1节介绍的三个TSP数据进行问题求解。其实验平台是CPU Pentium(R) 4,3.00GHz环境下的matlab运行环境,分别就eil51、gr202和安徽省17个城市TSP数据进行TSP问题实验。为了对比实验,分别就遗传算法、蚁群算法、最大最小蚁群算法、变异算子改进遗传算法进行实验比较。下面就具体数据实验结果分别讨论(见图1~图4)。

1 TSPLIB的eil51的TSP实验 就TSPLIB中的eil51的数据进行TSP问题求解,表2列出了其最优路径长度和达到最优路径的迭代次数。其中变异算子改进遗传算法比TSPLIB库中提供的结果429.98要优。

表2 TSPLIB的eil51的TSP实验比较

	路径长度	最优路径迭代次数
遗传算法	448.10	968
蚁群算法	447.21	976
最大最小蚁群算法	456.45	300
变异算子改进遗传算法	428.98	364

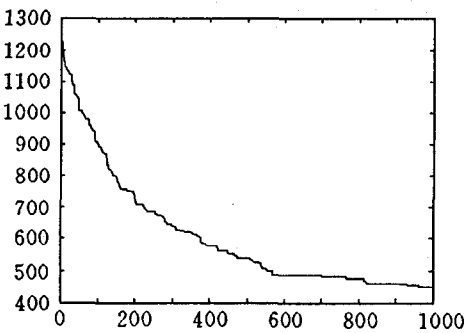


图1 遗传算法的路径长度演化过程

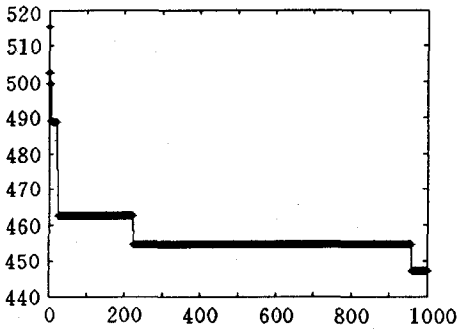


图2 蚁群算法的路径长度演化过程

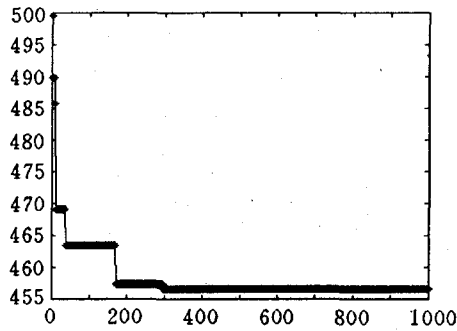


图3 最大最小蚁群算法的路径长度演化过程

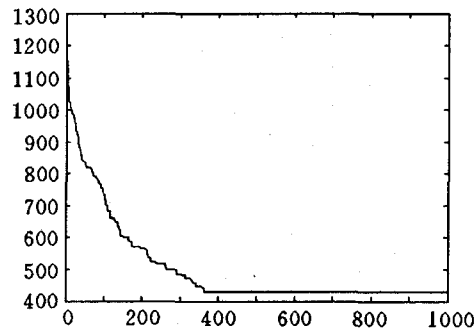


图4 变异算子改进遗传算法的路径长度演化过程

2 TSPLIB的gr202的TSP实验 就1中介绍的TSPLIB的gr202数据中的202个城市的TSP问题进行实验比较,其中遗传算法、交叉算子改进遗传算法的参数设置为种群个数 $n=150$,迭代次数 $c=1000$,交叉概率 $P_c=0.9$,变异概率 $P_m=0.2$ (见表3)。

表3 TSPLIB的gr202的TSP实验比较

	路径长度	最优路径迭代次数
遗传算法	553.38	820
蚁群算法	553.65	873
最大最小蚁群算法	551.29	506
变异算子改进遗传算法	551.29	468

3 安徽省城市的 TSP 实验 就安徽省城市 17 个城市的数据进行 TSP 问题求解,表 4 列出了其最优路径长度和达到最优路径的迭代次数。

表 4 安徽省 17 个城市的 TSP 实验比较

	路径长度	最优路径迭代次数
遗传算法	660.03	346
蚁群算法	662.76	851
最大最小蚁群算法	642.95	358
变异算子改进遗传算法	636.36	251

(1) 遗传算法

图 5 和图 6 列出了迭代 1000 次其路径长度演化情况和最优路径示意图。其中最优路径为(11, 15, 17, 13, 12, 3, 14, 16, 2, 1, 8, 6, 5, 4, 7, 9, 10), 最优路径长度为 660.03。

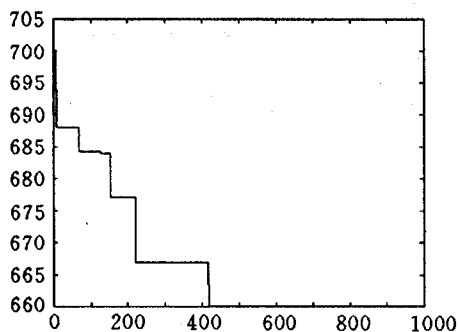


图 5 遗传算法求解 17 个城市路径长度演化过程

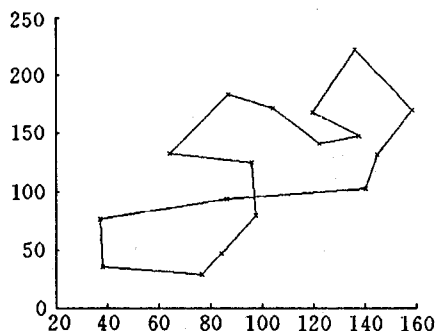


图 6 遗传算法求解 17 个城市最优路径

(2) 蚁群算法:

图 7 和图 8 列出了迭代 1000 次其路径长度演化情况和最优路径示意图。其中最优路径为(6, 8, 10, 11, 2, 16, 14, 13, 17, 15, 12, 3, 1, 9, 7, 4, 5), 其最优路径长度为 662.76。

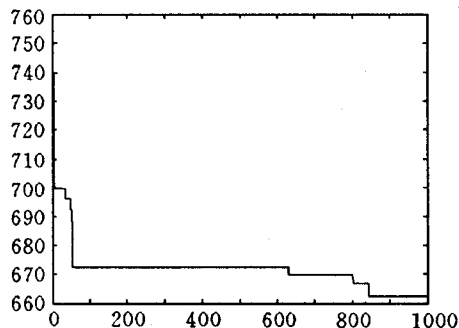


图 7 蚁群算法求解 17 个城市路径长度演化过程

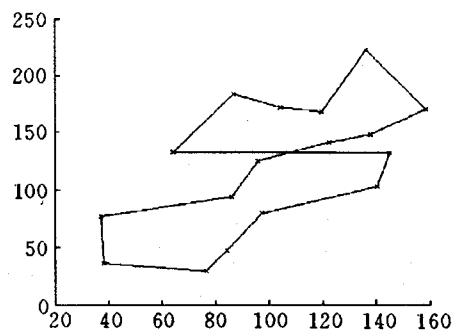


图 8 蚁群算法求解 17 个城市最优路径

(3) 最大最小蚁群算法

图 9~图 10 列出了迭代 1000 次其路径长度演化情况和最优路径示意图。其中最优路径为(11, 10, 6, 5, 4, 7, 8, 9, 2, 1, 3, 12, 15, 17, 16, 14, 13), 最优路径长度为 642.95。

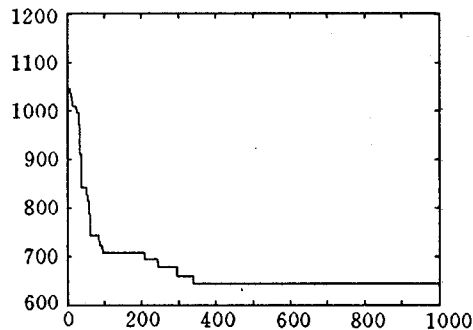


图 9 MMAS 求解 17 个城市路径长度演化过程

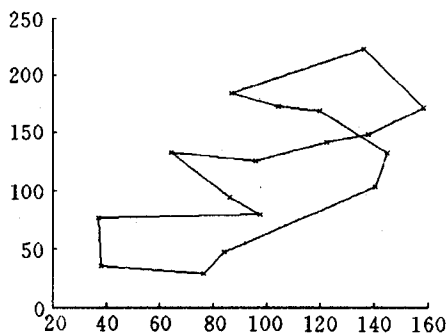


图 10 MMAS 求解 17 个城市最优路径

(4) 变异算子改进遗传算法

图11和图12列出了迭代1000次其路径长度演化情况和最优路径示意图。其中最优路径为(4, 7, 2, 10, 11, 3, 12, 15, 17, 16, 14, 13, 1, 9, 8, 6, 5), 最优路径长度为636.36。

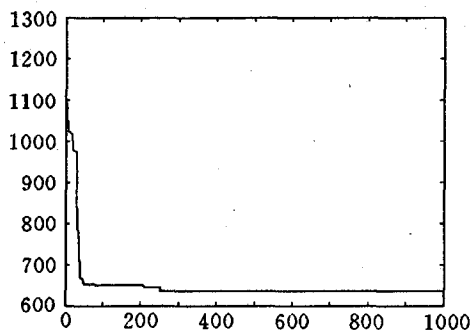


图11 变异算子改进遗传算法求解17个城市演化过程

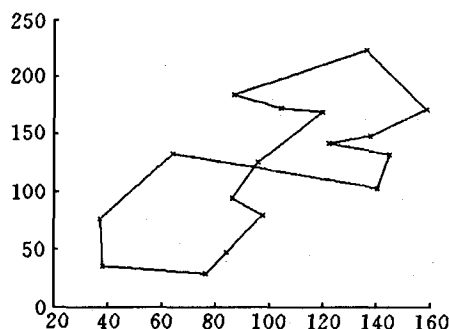


图12 变异算子改进遗传算法求解17个城市最优路径

3.4 实验分析

通过遗传算法、蚁群算法、最大最小蚁群算法和变异算子改进遗传算法对eil51、gr202和安徽省17个城市TSP数据进行TSP问题的对比实验,其实验结果比较得到:

蚁群算法和最大最小蚁群算法在搜索过程中,最优个体多样性缺乏,表现出其收敛于全局最优个体速度比较慢。在三组数据中,蚁群算法相对于最大最小表现出要差很多。但是在不足之余,能表现出通过信息素的累积和更新而收敛于最优路径,具有强的全局收敛能力;

遗传算法在试验过程中表现出的是收敛速度很慢,其最优个体的多样性相对于蚁群算法较好;

变异算子改进遗传算法相比蚁群算法、遗传算法有大的提高,其解的质量也略有提高,尤其是收敛性提高很多。

4 结论

在采用遗传算法应用于TSP问题上进行了一

些研究,针对遗传算法在迭代过程中存在大量无谓的冗余迭代和反馈信息利用不够导致收敛速度较慢和最优解质量不高的缺点,提出了针对变异算子改进的遗传算法。主要是将蚁群算法的正反馈思想引入到遗传算法中。为了弥补变异算子变异过程中的盲目无原则性,引入蚁群算法信息素更新指导变异规则,确保交换后的变异位置前后路径的信息素比交换前的高,有效地提高了算法的寻优效率。为了验证算法的有效性,将改进的遗传算法应用到TSP问题求解中,用TSPLIB库中的两个公共数据eil51和gr202和安徽省17个城市的TSP数据进行仿真实验,实验结果表明,改进后的算法改善了解的质量,优化了当前局部最优解,实验的结果表明了改进后的遗传算法的有效性。

参考文献:

- [1] 陈根社,陈新海. 遗传算法的研究与进展[J]. 信息与控制,1994,23(4):215-222.
- [2] DORIGO M. Optimization learning and nature algorithms [D]. Ph. D. Thesis, Department of Electronics, Politecnico di Milano, Italy, 1992.
- [3] 任伟建,陈建玲,韩冬,等. 蚁群算法综述[A]. 2007中国控制与决策学术年会论文集,2007:357-362.
- [4] 肖宏峰,谭冠政. 遗传算法在蚁群算法中的融合研究[J]. 小型微型计算机系统,2009,30(3):512-517.
- [5] 黄立君,许永花. 遗传算法和蚁群算法融合求解TSP[J]. 东北农业大学学报,2008,39(4):109-113.
- [6] M Dorigo, G Di Caro. The Ant Colony Optimization meta-heuristic[C]//New Ideas in Optimization, McGraw Hill, London, UK, 1999:11-32.
- [7] DORIGO M, LUCA MARIA GAMBERDELLA. Ant Colony system: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem[R]. TR, IRIDIA, 1996.
- [8] STUTZLE T, HOVS HH. MAX-MIN Ant System [J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8):889-914.
- [9] STUTZLE T, HOVS HH. Improvements on the ant system: introducing Max-Min ant system[C]//Proceedings of International Conference on Artificial Neural Network and Genetic Algorithm, wien: Springer Weriag, 1997:245-249.

(责任编辑:李丽,范君)