

# 一种多用户交互式遗传算法及其在群体设计中的应用

尤海峰, 王喜玮, 徐翔, 王煦法

(中国科学技术大学计算机科学与技术系, 安徽合肥 230027)

**摘要:**一般的交互式遗传算法只支持单用户评估, 得到的结果只能反应单个用户的偏好, 而交互式遗传算法设计的产品需要满足尽可能多的用户的需求. 为此, 提出一种适合于群体设计的多用户交互式遗传算法. 给出了算法的三个主要模块——种群初始化模块、单种群模块和多种群模块的详细设计. 最后, 将该算法和一般的单用户交互式遗传算法分别应用于服装设计系统进行对比实验, 验证了该算法在群体设计中的有效性.

**关键词:** 交互式遗传算法; 多用户; 种群初始化模块; 单种群模块; 多种群模块; 群体设计; 服装设计系统  
**中图分类号:** TP18      **文献标识码:** A      **doi:** 10.3969/j.issn.0253-2778.2010.04.016

## A multi-user interactive genetic algorithm and its application in group design

YOU Haifeng, WANG Xiwei, XU Xiang, WANG Xufa

(Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

**Abstract:** General interactive genetic algorithms allow only one user to participate in evaluation for candidate solutions, so their results can only reflect one user's preference. But we should try to meet as many users' needs as possible when designing products. To solve this problem, a multi-user interactive genetic algorithm (MUIGA) applicable for group design was proposed. And the detailed design of the three key modules—population initialization module, single-population module and multi-population module was given. Finally, the proposed algorithm and the general single-user interactive genetic algorithm were applied to a fashion design system, respectively. The experimental results were compared to validate the feasibility of MUIGA in group design.

**Key words:** interactive genetic algorithm; multi-user; population initialization module; single-population module; multi-population module; group design; fashion design system

## 0 引言

交互式遗传算法(interactive genetic algorithm, IGA)是一种基于人的主观评价得到个体适应值的遗传算法(genetic algorithm, GA)<sup>[1]</sup>. 与传统的GA相比, IGA能够利用人的直觉、情感和领域知识, 是一种有效的产品设计模型. 例如, IGA已被应用于

服装设计、音乐创作、房间设计、动画设计等领域<sup>[2-5]</sup>.

但是, 一般的IGA模型只允许单个用户参与评估, 这使得设计的产品只能反应单个用户的偏好. 而对于需要推向市场的产品, 它们必须满足多数人的需求, 为此需要设计一种新的模型, 它允许多个用户参与评估, 并且保证最终的设计结果能尽可能满足

收稿日期: 2008-07-02; 修回日期: 2008-12-31

基金项目: 国家自然科学基金委员会海外青年学者合作研究基金(60428202)资助.

作者简介: 尤海峰, 男, 1984年生, 博士生. 研究方向: 交互式进化计算. E-mail: yhf@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 王煦法, 教授. E-mail: xfwang@ustc.edu.cn

多个用户的偏好或需求.

目前存在一些多用户 IGA 模型<sup>[6-7]</sup>. 这些模型允许多个用户参与评估, 每个用户对应不同的种群, 利用不同种群间信息的迁移来达到加速算法收敛的目的. 但是, 由于每个用户对应的种群不同, 每个用户得到的最终结果不一样, 因此这些模型不能保证产生一个所有用户均满意的结果, 从而不适合用于群体设计.

为此, 本文提出一种新的多用户交互式遗传算法 (multi-user interactive genetic algorithm, MUIGA) 模型, 它允许多个用户参与评估. 一般情况下, 各用户对应的种群相同, 个体的适应值取决于每个用户的评分. 考虑到单种群 IGA 种群多样性难以保证, 容易发生早熟收敛, 因此, MUIGA 在种群多样性小于临界值时转为多种群模式, 此模式下每个用户对应不同的种群, 且这些种群可以独立进化. 当种群多样性大于该临界值时, 又可转换为单种群模式. 如此循环直至达到算法的结束条件.

## 1 多用户交互式遗传算法

多用户交互式遗传算法主要包括三个模块: 种群初始化模块、单种群模块和多种群模块. 如图 1 所示.

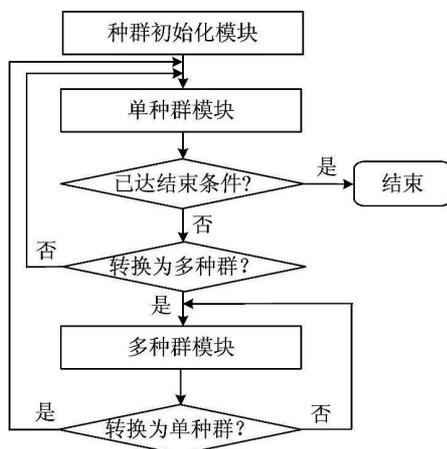


图 1 MUIGA 模型  
Fig. 1 MUIGA model

### 1.1 种群初始化模块

假设种群规模为  $N$ , 用户规模为  $U$ . 种群初始化分如下两步完成:

(I) 分别为  $U$  个用户随机生成一个规模为  $N$  的种群, 并将各种群中的个体显示给相应用户, 各用户根据对个体的喜好程度对其评分.

(II) 每个用户均完成评估后, 将所有用户对应

的个体组成一个集合, 并按个体得分进行排序. 取得分最高的  $N$  个个体组成 MUIGA 的初始种群.

种群初始化完成后, 算法进入单种群模块.

### 1.2 单种群模块

当算法进入单种群模块时, 称算法处于单种群模式. 该模式下, 各用户对应的种群相同, 种群在所有用户的共同指导下利用遗传操作(选择、交叉和变异)不断进化出新一代种群, 直到达到算法结束条件或者种群多样性低于某个设定的下限. 进化过程中采用精英保留策略.

#### 1.2.1 个体适应度函数

单种群模式下, 个体的适应度应取决于所有用户的评分.

记  $f_i(x)$  为用户  $i$  对个体  $x$  的评估值,  $i=1, 2, \dots, U$ . 则个体  $x$  的适应度函数  $\text{Fit}(x)$  可表示为

$$\text{Fit}(x) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^U f_i^2(x)} \quad (1)$$

其中,  $f_i(x) \in [f_{\min}, f_{\max}]$ ,  $f_{\min}$  和  $f_{\max}$  分别是用户评估值的下界与上界. 则个体适应度的最大值为

$$\text{Fit}_{\max} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^U f_{\max}^2} = f_{\max}$$

与一般的单用户 IGA 直接将用户评分赋为个体适应度相比, 采用式 (1) 计算个体的适应度, 会增加计算的复杂性. 但由于 IGA 执行过程中, 最耗费时间的是用户的评估过程, 计算耗时与评估耗时相比可以忽略不计, 因此此处计算复杂度的增加对算法执行时间影响不大.

#### 1.2.2 算法收敛条件

当 MUIGA 处于多种群模式时各用户对应的种群不同(见 1.3 节), 该模式下无法确定一个所有用户均满意的个体. 因此, MUIGA 只可能在单种群模式下收敛.

规定当下面条件成立时, 算法收敛: MUIGA 处于单种群模式, 且当前种群中存在个体  $x$  使得

$$\text{Fit}(x) \geq \alpha \text{Fit}_{\max} \quad (2)$$

其中,  $\alpha$  为用户满意因子, 一般可取  $\alpha \in [0.8, 1]$ .  $x$  即为 MUIGA 的结果.  $\alpha$  越大, 算法收敛越困难, 但得到的结果质量越好. 具体应用时, 可以设置一个最大进化代数, 当进化代数超过该值时, MUIGA 强制进入单种群模式, 取该模式下最优个体作为设计结果并终止算法.

#### 1.2.3 转换为多种群模块的条件

单种群模式下个体能够在多个用户的指导下进

化,从而最终结果能够满足多个用户的要求.但是,由于种群规模较小,种群多样性难以保证,因此算法容易发生早熟收敛而陷入局部最优.当这种情况发生时,算法需转入多种群模块.

不失一般性,假设个体采用二进制编码表示.记种群为  $X$ ,其种群多样性  $D(X)$  计算如下:

$$D(X) = \frac{2}{N(N-1)L} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N h(x_i, x_j) \quad (3)$$

其中,  $N$  为种群规模,  $L$  为个体编码长度,  $x_i$  和  $x_j$  分别为种群  $X$  的第  $i$  个个体和第  $j$  个个体,  $h(x_i, x_j)$  为两个个体编码的海明距离.

若算法处于单种群模式,当前种群为  $X$ ,则当下列条件满足时,算法进入多种群模块:

$$D(X) \leq \delta \quad (4)$$

其中,  $\delta$  为种群模式转换阈值,其缺省值为 0.25.

### 1.3 多种群模块

算法进入多种群模块时,称算法处于多种群模式.该模块的主要目的是增加种群的多样性,采取两条措施来实现这一目的:①各用户对应的种群独立进化;②增加变异概率.

此模式下,直接将用户评分赋为个体的适应值.当所有种群都通过进化得到新一代种群时,进行如下操作:将所有种群中的个体组成一个集合,并按个体得分进行排序.取得分最高的  $N$  个个体组成新的种群  $X_{new}$ .若  $D(X_{new}) \leq \delta$ ,则算法仍然处于多种群模式;否则,算法进入单种群模式,且各用户对应的种群为  $X_{new}$ .

### 1.4 算法分析

下面将分别分析算法的三个主要模块:

#### (I) 种群初始化模块

一般的 IGA 随机生成初始种群,而 MUIGA 先给每个用户随机生成一个种群,然后从这些种群中挑选较好的个体组成初始种群.这样可以提高初始种群中的个体的质量,从而加快算法的收敛速度.

#### (II) 单种群模块

现存的一些多用户 IGA 模型<sup>[6-7]</sup>中每个用户对应的种群不同,从而使得这些模型不能保证产生所有用户都满意的结果.而单种群模块中所有用户对相同的种群,只要算法达到式(2)定义的收敛条件,则结果一定是所有用户都比较满意的个体.

#### (III) 多种群模块

多种群模块是对单种群模块的有效补充,该模块的主要功能是增加种群的多样性从而避免算法的

早熟收敛.

## 2 在群体设计中的应用

为了验证本文提出算法的有效性,将 MUIGA 和单用户 IGA (即一般的 IGA) 分别应用于服装设计系统,进行对比实验.

### 2.1 实验设置

服装设计系统的目标是设计出符合用户审美观的服装.服装设计系统中,每套服装可以用一个四元组表示:

(上衣款式,上衣颜色,裙子款式,裙子颜色).

每套服装即为种群中的一个个体.个体采用 28 位二进制编码表示,其中,第 1 位~第 5 位表示上衣款式,第 6 位~第 14 位表示上衣颜色,第 15 位~第 19 位表示裙子款式,第 20 位~第 28 位表示裙子颜色.因此,上衣和裙子的款式各有  $2^5 = 32$  种,颜色各有  $2^9 = 512$  种.解码时,表示款式的 5 位二进制数被转换为十进制,根据该十进制数读取相应的款式;表示颜色的 9 位二进制数被转换为一个 RGB 值,RGB 值的每个分量对应 3 位二进制数.

个体评分采用 5 分制,即用户挑选 1~5 之间的整数赋给每个个体.单用户 IGA 可以在一台机器上完成,而 MUIGA 有多个用户参与,因此 MUIGA 需要在多台机器上执行.

MUIGA 中,遗传操作分别采用轮盘赌选择、单点交叉(交叉点只能位于基因意义单元之间<sup>[8]</sup>,即交叉点只能位于个体编码的第 5 位和第 6 位之间,或者第 14 位和第 15 位之间,或者第 19 位和第 20 位之间)、点变异.算法中参数设置如表 1 所示.

单用户 IGA 的遗传操作与 MUIGA 相同.相关参数设置如下:种群规模 8,交叉概率 0.8,变异概率 0.02.规定单用户 IGA 中当出现用户满意的个体时收敛.

表 1 MUIGA 参数设置

Tab.1 Parameter settings for MUIGA

参数	值
种群规模 $N$	8
用户规模 $U$	3
交叉概率	0.8
变异概率	单种群模式 0.02 多种群模式 0.03
用户满意因子 $\alpha$	0.9
种群模式转换阈值 $\delta$	0.25
最大进化代数	20

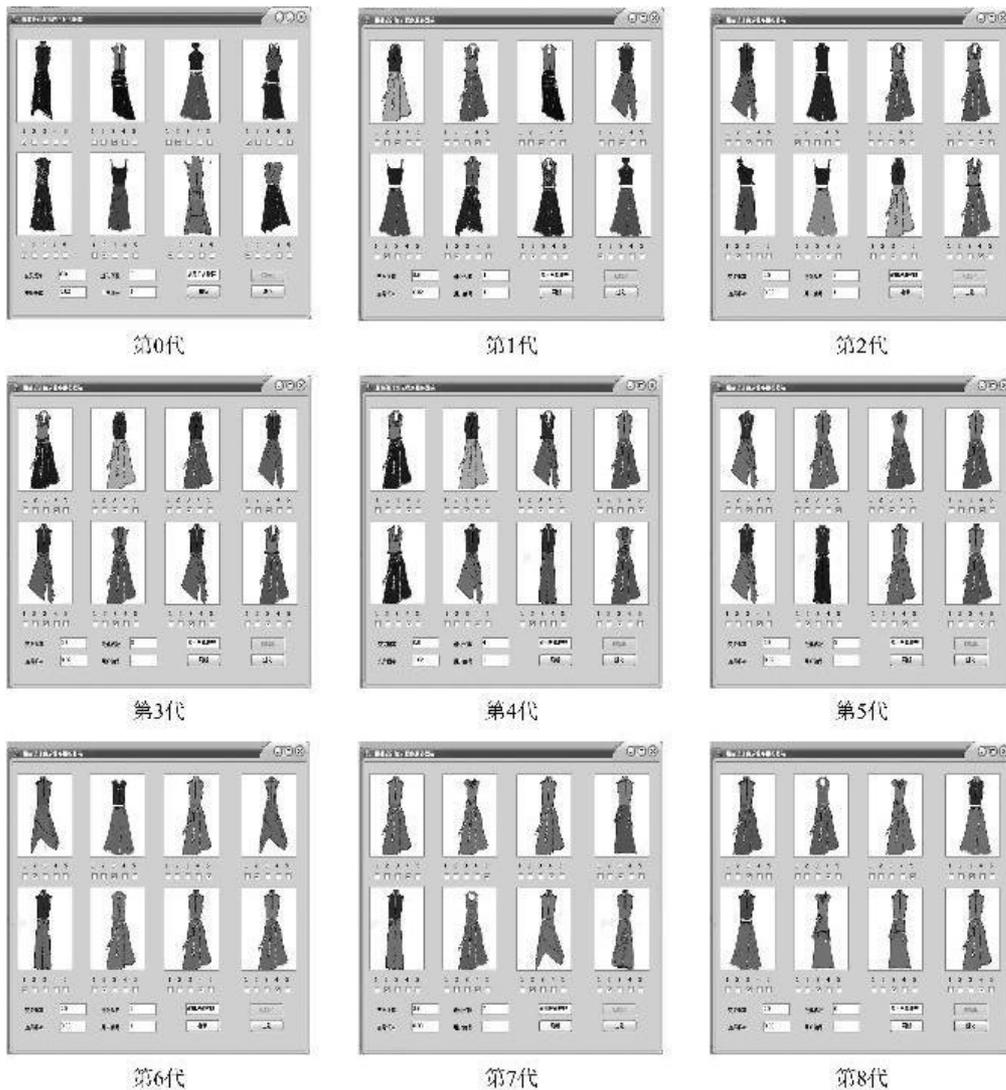


图 2 MUIGA 设计过程

Fig.2 A design process of MUIGA

## 2.2 群体设计过程

本节将以某次 MUIGA 运行过程为例,说明群体设计的基本过程.图 2 给出了每代的设计结果(只显示了一个用户的结果),图 3 是根据本次运行过程

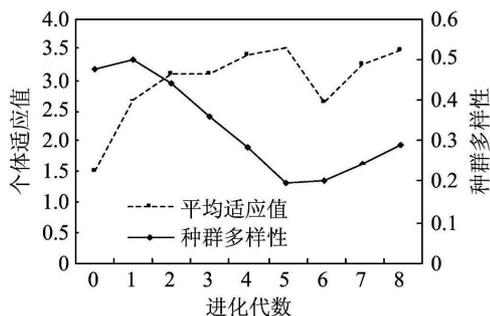


图 3 MUIGA 实验曲线

Fig.3 Experimental curve of MUIGA

的相关数据绘制的曲线.下面将分阶段描述该设计过程:

(I) 第 0 代~第 1 代.此时算法处于种群初始化模块.第 0 代和第 1 代分别对应于种群初始化模块的两个步骤(见 1.1 节).从图 3 可以看出,从第 0 代到第 1 代,种群的个体平均适应值有很大提高,这是因为第 1 代种群是由各用户第 0 代种群中的优秀个体集中起来形成的.

(II) 第 2 代~第 5 代.此时算法处于单种群模块,三个用户对应的种群相同,即各个用户的界面上显示的个体完全一样.从图 3 可以看出,此阶段个体平均适应值逐渐增加,但种群多样性快速减小.

(III) 第 6 代~第 7 代.算法进入多种群模块.这是因为第 5 代的种群多样性减小为 0.196,小于

设定的种群模式转换阈值 0.25. 此时各用户对应的种群独立进化, 且变异概率均增加为 0.03. 从图 3 可以看出此时种群多样性逐渐增加, 这是因为多种群模式下变异概率的增加会导致较多新个体产生. 但是, 个体平均适应值却有较大下降, 从图 2 中可以发现, 这是由于变异概率的增大使得种群中产生了若干较差个体.

(IV) 第 8 代. 当算法运行至第 8 代时, 种群多样性变为 0.291, 大于  $\delta$ , 算法恢复到单种群模式. 此时, 三个用户对第 8 代种群中的第 3 个个体评分分别为 5, 4, 5, 使得该个体适应度为 4.69 (根据式 (1) 计算), 从而使得算法满足收敛条件, 设计过程完成. 第 8 代种群中的第 3 个个体即为群体设计的结果.

### 2.3 实验结果及分析

实验分为两部分: ① MUIGA 应用于服装设计. 三个用户同时参与, 共进行 10 次实验. ② 单用户 IGA 应用于服装设计. 三个用户 (和①中相同) 分别进行 10 次实验. 每次实验结束时, 分别记录其进化代数、进化时间和设计结果 (两部分实验共 40 个设计结果). 上述实验完成后, 10 个人 (不含参与上面实验的用户) 分别对所得的 40 个设计结果进行评分. 表 2 是 MUIGA 和单用户 IGA 的实验结果对比.

表 2 MUIGA 和单用户 IGA 结果对比

Tab.2 Comparisons between results of MUIGA and single-user IGA

	MUIGA	单用户 IGA		
		用户 A	用户 B	用户 C
平均进化代数	10.5	10.6	9.4	10.1
平均进化时间/s	264.6	178.9	195.9	193.2
平均结果得分	4.6	4.0	4.1	3.3

对表 2 数据分析如下:

(I) MUIGA 平均结果得分高于单用户 IGA. 这说明与单用户 IGA 相比, 本文提出的 MUIGA 模型得到的结果能更好地满足多数用户的审美要求. 这是因为 MUIGA 允许多人参与评估, 减轻了个体评估的主观性.

(II) 由于 MUIGA 的目标是寻找所有用户都满意的结果, 其收敛所需要的进化代数应该大于单用户 IGA, 但实验数据表明 MUIGA 的平均进化代数与单用户 IGA 相差不大. 这是因为 MUIGA 的种群初始化模块能提高初始种群中的个体质量, 而其多种群模式则能增加种群的多样性, 两方面的原因

加快了算法的收敛速度.

(III) MUIGA 收敛时需要的平均进化时间明显大于单用户 IGA. 这主要是由于 MUIGA 每进化一代所耗费的平均时间大于单用户 IGA. 因为应用 MUIGA 时, 用户评估必须同步, 即必须等到所有用户均完成个体评估后, 个体才能获得适应值从而产生下一代个体, 因此每代评估的时间取决于最慢的用户; 而单用户 IGA 不存在这一问题.

## 3 结论

本文提出了一种多用户交互式遗传算法模型, 详细给出了算法的三个主要模块——种群初始化模块、单种群模块和多种群模块的实现技术. 将 MUIGA 和单用户 IGA 分别应用于服装设计系统, 实验结果表明, MUIGA 得到的结果更优, 能更好地满足多个用户的偏好和要求, 是一种有效的群体设计模型.

需要进一步研究的包括: ① 大规模用户参与时 MUIGA 的性能; ② 扩展 MUIGA 的应用领域.

### 参考文献 (References)

- [1] Takagi H. Interactive evolutionary computation: Fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation [J]. Proceedings of the IEEE, 2001, 89 (9): 1 275-1 296.
- [2] Kim H S, Cho S B. Application of interactive genetic algorithm to fashion design [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2000, 13 (6): 635-644.
- [3] Biles J A, Anderson P G, Loggi L W. Neural network fitness functions for a musical IGA [C]// Proceedings of the International ICSC Symposia on Intelligent Industrial Automation and Soft Computing. Millet, Alta, Canada: Int Comput Sci Conventions, 1996: 39-44.
- [4] Fukada Y, Sato K, Mitsukura Y, et al. The room design system of individual preference with IGA [C]// Proceedings of the International Conference on Control, Automation and Systems. Seoul, Korea: IEEE Press, 2007: 2 158-2 161.
- [5] Shibuya M, Kita H, Kobayashi S. Integration of multi-objective and interactive genetic algorithms and its application to animation design [C]// Proceedings of 1999 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1999: 646-651.

- [6] Gong D, Zhou Y, Li T. Cooperative interactive genetic algorithm based on user's preference [J]. International Journal of Information Technology, 2005, 11(10): 1-10.
- [7] Miki M, Yamamoto Y, Wa-ke S, et al. Global Asynchronous distributed interactive genetic algorithm [C]// Proceedings of the 2006 IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2006; 3 481-3 485.
- [8] Hao Guosheng, Gong Dunwei, Shi Youqun, et al. Relation algebra based genetic algorithm model and its applications [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2004, 34(Sup): 58-62. 郝国生, 巩敦卫, 史有群, 等. 基于关系代数的遗传算法模型及其应用[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2004, 34(增刊): 58-62.

(上接第 424 页)

- forward relay networks; Optimal power allocation versus selection [C]//IEEE International Symposium of Information Theory, 2006; 7-18.
- [3] Zhou Zhong, Zhou Shengli, Cui Junhong, et al. Energy-efficient cooperative communication based on power control and selective single-relay in wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7; 3 066-3 078.
- [4] Mahinthan V, Cai L, Mark J W, et al. Partner selection based on optimal power allocation in cooperative-diversity systems [J]. IEEE Trans Vehicular Tech, 2008, 57(1); 511-520.
- [5] Chen Yan, Yu Guangding, Qiu Peiliang, et al. Power-aware cooperative relay selection strategies in wireless ad hoc networks [C] // Proc of the 17th IEEE Personal, Indoor and Mobile Radio Conference, 2006.
- [6] Cui S, Gold Smith A J. Cross-layer optimization of sensor networks based on cooperative MIMO techniques with rate adaption [C] // Proc of IEEE 6th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communication, 2005; 960-964.
- [7] Laneman J N, Wornell G W. Distributed space-time coded strategies for exploiting cooperative diversity in wireless networks [J]. IEEE Trans Inform Theory, 2003, 49(10); 2 415-2 525.
- [8] Himsoon T, Siriwongpairat W P, Han Z, et al. Lifetime maximization via cooperative nodes and relay deployment in wireless networks [J]. IEEE Journal of Select Area in Comm, 2007, 25(2); 306-317.
- [9] Su Weifeng, Sadek A K, Liu K J R. SER performance analysis and optimum power allocation for Decoded-and-Forward cooperation strategy in wireless networks [C]// 2005 IEEE Wireless Communication and Network Conference, 2005; 984-989.
- [10] Fletcher R. Practical Methods of Optimization [M]. 2nd edition. New York; Wiley, 2000.
- [11] Zhang Chao, Wang Lei, Wang Weidong, et al. A simple distributed relay-assignment algorithm for multi-antenna relay networks [C]// 2008 the Third International Conference on Communications and Networks in China, 2008.