

## 基于CP-nets的偏好感知交互式遗传算法及其个性化搜索

孙晓燕, 陆宜娜, 巩敦卫, 张抗抗

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

**摘要:** 针对用户显式评价导致用户疲劳, 进而限制交互式遗传算法搜索性能的问题, 研究基于用户交互行为和条件偏好网络(CP-nets)的隐式评价模式的交互式遗传算法, 并将其应用于图书商品个性化搜索. 首先, 给出用户交互行为的数学描述, 建立基于用户少量交互行为的条件偏好网络模型以拟合用户偏好; 然后, 利用CP-nets模型估计用户对进化个体的评价, 实施进化操作以帮助用户尽快找到满意解. 在个性化搜索中的应用验证了所提出算法的有效性.

**关键词:** 交互式遗传算法; 偏好感知; 条件偏好网络; 个性化搜索

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## Interactive genetic algorithm with CP-nets preference surrogate and application in personalized search

SUN Xiao-yan, LU Yi-na, GONG Dun-wei, ZHANG Kang-kang

(School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China. Correspondent: LU Yi-na, E-mail: 1027672571@qq.com)

**Abstract:** The explicit evaluation mode of interactive genetic algorithms(IGAs) often brings user fatigue, which greatly limits the performance of IGAs in exploration. Therefore, an IGA with an implicit evaluation mode is proposed based on the interactive actions performed by the user and the conditional preference nets(CP-nets). Firstly, the model of those possible actions is built, and the CP-nets adopted to approximate to the preference of the user are constructed according to few interactive actions. Then, the CP-nets model is adopted to estimate the assignments of those individuals not evaluated by the user, and the evolution process is successfully conducted based on the estimated fitness to assist the user finding his/her interested solution as early as possible. The proposed algorithm is applied to a personalized search for books, and the results show the effectiveness of the proposed algorithm.

**Keywords:** interactive genetic algorithms; preference cognition; CP-nets; personalized search

### 0 引言

在现实生活中, 需要人或者用户参与评价和决策的优化问题广泛存在. 如旅游计划的制定问题, 不同人对旅行中的路线、交通方式、时间以及费用等的综合评价不同, 从而决策出不同的旅游路线. 上述问题的本质是优化问题, 但是, 由于该问题需要人的参与, 无法用精确数学模型描述, 导致基于数学函数的传统优化方法和各种智能优化算法不再适用. 融合了人类智能评价的交互式遗传算法(IGAs)可有效解决此类问题<sup>[1]</sup>. IGAs是将人的智能评价与传统遗传算法优化过程相结合的一类解决含个性化信息优化问题的有效方法. 该方法需要人根据其对优化问题的个性化偏

好, 主观评价进化个体适应值, 进而实现进化优化. 虽然交互式遗传算法已得到了大量成功应用<sup>[2-4]</sup>, 但是该类算法在实现的过程中要求用户频繁地提供评价, 导致其极易厌烦和疲劳, 仅能评价极少量的决策方案. 这使得交互式遗传算法只能采用小的种群规模和少的进化代数, 在复杂、海量信息等实际问题(如互联网等环境下)中的应用难以奏效<sup>[5]</sup>.

针对上述不足, Takagi<sup>[6]</sup>提出了两类解决用户疲劳的措施: 设计友好的交互界面, 以减少用户评价的生理和心理负担; 基于距离和聚类的适应值继承策略, 在一定程度上减轻用户疲劳, 改善了算法性能. 构建用户认知代理模型的适应值估计策略也是减轻用

**收稿日期:** 2014-04-29; **修回日期:** 2014-08-08.

**基金项目:** 中央高校基本科研业务费基金项目(2012QNA58); 国家自然科学基金项目(61105063, 61473298).

**作者简介:** 孙晓燕(1978-), 女, 教授, 博士生导师, 从事交互式进化优化、多目标优化等研究; 陆宜娜(1990-), 女, 硕士生, 从事交互式进化优化的研究.

户疲劳的可行途径之一<sup>[7]</sup>,即根据用户已评价进化个体信息,采用合适的机器学习方法和模型,如神经网络、支持向量机等,逼近用户评价,然后在进化过程中,利用该模型估计进化个体适应值。

虽然交互式遗传算法在解决减轻用户评价疲劳的问题上已取得丰硕的研究成果,但已有研究都是建立在要求用户对其所见方案进行打分的显式评价基础上的,仍不能根本改善算法性能。因此,改变当前交互式遗传算法要求用户显式评价进化个体适应值的模式迫在眉睫。仅需用户进行简单的人-机交互行为(如浏览、点击等),隐式获取其认知和偏好,进而构建客观的适应度函数,则可根本改善现有交互式遗传算法的不足。近年来,电子商务的个性化推荐正是基于人-机交互行为,构建用户兴趣模型,进而搜索用户可能感兴趣的信息,但已有成果均未将该过程与进化优化相结合。此外,用于多属性决策的条件偏好网络(CP-nets)是一种刻画用户定性偏好的有效工具<sup>[8]</sup>,该网络可直观反映决策变量间的偏好依赖关系,但该方法目前尚未与个性化推荐和交互式进化优化相结合。

鉴于此,本文借鉴个性化推荐的研究成果,以如何实现个性化快速搜索为目标,提出基于用户交互行为和CP-nets的偏好评价隐式感知模式的交互式遗传算法。首先,基于用户实施的简单的人-机交互行为,构建CP-nets模型,隐式获取用户的认知和偏好;其次,构建基于该偏好模型的适应值估计策略,在交互过程中利用该策略代替用户估计进化个体适应值;再次,根据估计适应值,动态更新用户搜索信息的显示序值,将排序靠前的解决方案尽快呈现给用户;最后,在进化过程中根据用户实施的交互行为,动态更新CP-nets。重复上述过程,直至找到满意解。

本文的研究工作主要包括如下3个方面:1)提出基于用户交互行为的偏好感知交互式遗传算法;2)提出基于交互行为的CP-nets偏好感知模型的构建和动态更新机制;3)给出基于CP-nets的适应值估计策略。

## 1 相关工作

### 1.1 交互式遗传算法

交互式遗传算法将传统的进化机制与用户的智能评价相结合,基于用户给出的进化个体适应值实施进化操作,代替了基于数学模型的适应值评价,是解决性能指标优化问题的可行方法。不失一般性,考虑如下-类待优化问题:

$$\begin{aligned} \max F(X) &= \max F\{x_1, x_2, \dots, x_n\}, \\ x_i &\in g_i, g_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im_i}\}, \\ S &= \bigcup_{i=1}^n g_i. \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $x_i$  为第  $i$  个决策变量,其定义域  $g_i$  为含有  $m_i$  个

元素的集合;  $S$  为优化问题的定义域;  $F(X)$  为无法用具体表达式描述的性能指标,由用户根据其认知和偏好确定。如在个性化商品搜索中,  $x_i$  可为待搜索商品的第  $i$  个属性,该属性的所有取值集合为  $g_i$ ,那么用户给出最高评价值的属性值组合即为最满意解。

### 1.2 个性化推荐

近年来,基于用户兴趣发现的个性化推荐在电商中得到了广泛研究,其核心是用户兴趣发现和建模。

Choi等<sup>[9]</sup>针对个性化商品推荐问题,考虑商品的多个属性,利用多属性决策和用户的隐性反馈,获取用户兴趣,并利用其获得同类商品间的序关系;Chang等<sup>[10]</sup>根据用户历史偏好建立CP-nets用户偏好模型,再根据用户输入关键词属性,利用偏好模型向用户提供搜索结果;Ganesh等<sup>[11]</sup>利用用户定性偏好建立的CP-nets模型为用户提供搜索内容,避免了传统网络服务中向用户提供所有满足用户请求的服务。上述研究的总体思路均是通过对浏览网站或者商品的特征信息赋予一定的权值,根据记录的用户浏览行为,采用简单相加或者取大形式,确定相关的权重,获取用户兴趣,并没有与进化算法结合。

Kim等<sup>[12]</sup>结合交互式遗传算法和基于内容的过滤技术,提出了一种新的电商推荐系统,以动态跟踪用户的兴趣,并将其应用于音乐推荐中;Ahn<sup>[13]</sup>利用agent根据用户的浏览和购物行为,模拟其兴趣模型,并利用进化算法动态优化相关参数。上述研究仅简单利用进化算法优化或者更新所构建的兴趣模型,而没有将所建立的用户兴趣模型应用于进化算法中,通过与用户交互的融合,动态调整用户兴趣模型的同时,对搜索过程进行优化,从而尽快辅助用户找到满意的信息。

本质上,用户搜索满意信息的过程是一个优化过程,那么,根据用户实时交互信息采用合适的方法(如CP-nets)捕捉用户的偏好,并将其代替人实现交互式进化优化算法中的个体评价,直接辅助用户搜索,则有望解决现有交互式进化优化算法和个性化搜索存在的问题。鉴于此,本文提出基于CP-nets的偏好感知交互式遗传算法。

## 2 基于CP-nets的偏好感知交互式遗传算法

### 2.1 算法框架

本文所提算法框架如图1所示,主要包括4部分:1)基于用户所输入的信息给出初始化的信息,即交互式遗传算法中的初始种群生成;2)人机交互,即由用户根据系统显示的进化个体表现型实施交互行为,如对感兴趣的内容进行的少数点击、浏览等行为;3)基于交互行为的CP-nets偏好建模和更新,以基于用户的交互行为,获取并跟踪其偏好变化;4)基于

CP-nets的交互式进化过程,即根据CP-nets对当前的进化种群所代表的搜索信息进行适应值评价,实施选择、交叉和变异操作,以生成可能满足用户偏好的新个体信息。

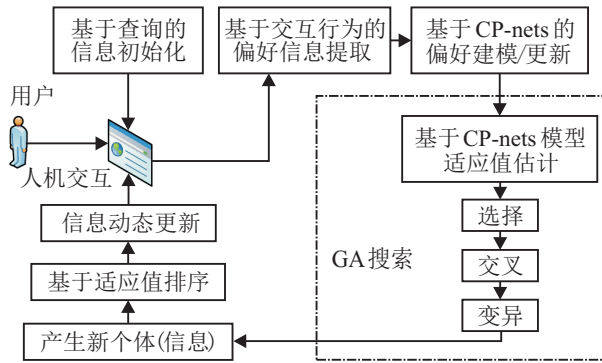


图1 算法框架

下面首先给出用户交互行为的数学描述,并定义交互行为和用户偏好间的关系;然后给出条件偏好网络的构建、应用和更新策略;最后说明基于CP-nets的交互式遗传算法。

### 2.2 用户交互行为及偏好表示

用户的浏览行为能够很好地体现用户的偏好和兴趣<sup>[14]</sup>,为了有效减轻用户评价负担,本文研究基于用户浏览行为间接获取式(1)中评价价值  $F(X)$  的交互式遗传算法。因此,这里首先给出用户浏览行为的数学描述,以及该行为与评价偏好之间的关系。

考虑如下3类交互行为: 1)对评价对象的浏览行为,包括点击、浏览,记为  $A_1$ ; 2)保存行为,包括保存、收藏,记为  $A_2$ ; 3)决策行为,包括确定、购买,记为  $A_3$ 。上述3类行为反应了用户不同的偏好程度,  $A_3$  最偏好,其次是  $A_2$ ,最后是  $A_1$ 。因此,可采用权重系数定义上述行为对应的用户偏好,分别记为  $w_1, w_2, w_3$ ,且满足  $w_1 < w_2 < w_3$ 。不难理解,用户点击次数或者浏览时间越长,其对当前浏览对象的偏好程度越高,因此,这里根据用户实施浏览行为的长短定义权重系数,具体如下。

记当前待评价对象集合为  $U = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ , 用户分别实施浏览、保存和决策行为的对象集合为  $U_1, U_2, U_3$ , 其中  $U_j \subseteq U (j = 1, 2, 3)$ , 包含元素个数为  $L_j = |U_j| (j = 1, 2, 3)$ , 一般  $L_j \leq N$ 。用户对当前  $U_1$  中的第  $i$  个评价对象实施了点击和浏览,浏览时间为  $t_1(X_i)$ , 简记为  $t_{1i}$ ; 用户对  $U_2$  中第  $i$  个评价对象实施了保存行为,浏览时间简记为  $t_{2i}$ , 该值可设为一个大于最大  $t_{1i}$  的固定值,如  $t_{2i} = 2 \max_{i \in \{1, 2, \dots, L_1\}} (t_{1i})$ ; 用户对  $U_3$  中第  $i$  个评价对象实施了决策行为,浏览时间简记为  $t_{3i}$ , 该值可设为一个大于  $t_{2i}$  的固定值,如  $t_{3i} = 1.5t_{2i}$ 。那么,用户对第  $i$  个评价对象的偏好权重可定义为

$$w_{ji} = t_{ji} / \sum_{j=1}^3 \sum_{k=1}^{L_j} t_{jk},$$

$$i \in \{1, 2, \dots, L_j\}, j \in \{1, 2, 3\}. \quad (2)$$

### 2.3 基于交互行为的CP-nets偏好建模

条件偏好网络CP-nets是Boutilier等<sup>[15]</sup>在2004年提出的一种有效表示多属性定性偏好关系的图形化工具,简单直观,在多属性决策中起着重要作用。CP-nets由两部分组成,即有向图  $G = \langle ND, CE \rangle$  和条件偏好关系表(CPT)。对于有向图  $G$ , 节点集  $ND = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} (i = 1, 2, \dots, n)$  为决策对象的属性集合,第  $i$  个属性的有限定义域记为  $g(x_i) = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im_i}\} (i = 1, 2, \dots, n)$ , 将各决策属性取值的组合称为一个配置。有向图中的有向边集合  $CE = \{\langle x_i, x_j \rangle | x_i, x_j \in ND\}$ , 表示属性  $x_i$  和  $x_j$  具有相关性,  $x_i$  的取值决定了  $x_j$  的取值,即  $x_i$  偏好支配  $x_j$ , 记为  $x_i \succ x_j$ , 称  $x_i$  是  $x_j$  的父节点,记作  $x_i = \text{pare}(x_j)$ 。条件偏好表用来描述子节点  $x_j$  在父节点  $x_i$  不同取值下,决策者对  $x_j$  节点取值元素的偏好排序。

欲构建CP-nets,首先需要获得决策属性间的偏好支配关系,从而确定有向图;然后由决策者根据个人偏好,确定各节点的取值偏好表。由有向图和偏好表可知决策者对CP-nets中各配置的偏好程度不同,则CP-nets可作为决策者对于各配置的偏好函数,本文由此提出基于CP-nets的偏好建模策略。

首先,将优化的决策变量视为CP-nets中有向图的节点,根据用户的交互行为间接获得用户对各决策变量及其取值的偏好,进而构建条件偏好网络CP-nets,则优化解即为CP-nets中的一个配置,包含多个解的进化种群则对应于该网络的多个配置;基于该CP-nets,获取用户对各配置即优化解的定量化偏好评价,作为种群中进化个体的适应值;随着进化的进行,用户会提供新的偏好关系,则利用该关系更新CP-nets。

从上述过程可看出,本文提出的用于拟合交互式进化优化中用户评价的CP-nets构建具有如下特点:

1) 目前,CP-nets的研究均建立在假设用户对所有属性的可能取值具有明确偏好的基础上,那么当决策属性或者属性值非常多时将很难实现。这里,用户对各决策变量以及变量取值的偏好根据用户实施的交互行为间接获得,可有效解决上述问题。

2) 在已有基于CP-nets的多属性决策中,利用CP-nets一次确定完所有配置的偏好排序,而全序的获得对于CP-nets是非常困难的,本文仅利用当前构建的CP-nets评价部分配置(当前种群中的进化个体),即进行偏序比较,可有效降低比较的难度。

3) 现有的CP-nets为静态网络,即根据用户当前偏好构建后则不再变化,这难以动态跟踪用户偏好的

变化. 本文将 CP-nets 与进化优化过程相结合, 根据用户不断实施的交互行为动态更新 CP-nets, 则可不断优化该网络所刻画的偏好关系, 更好地反映用户对各决策变量的偏好.

综上, 需解决如下两个问题: 1) CP-nets 的初始化构建; 2) 基于交互行为的 CP-nets 更新.

### 2.3.1 CP-nets 的初始化构建

CP-nets 初始化构建的目的是基于初始搜索时的信息, 确定当前优化对象决策变量之间粗糙的偏好支配关系, 以体现当前用户的个性化需求. 考虑 3 类初始搜索信息, 即用户当前输入信息、用户历史搜索记录以及群体共性搜索信息. 首先, 根据用户当前输入信息确定决策变量间的偏好支配关系, 构建偏好网络; 然后, 根据用户历史搜索记录和群体共性搜索信息, 确定决策变量取值间的部分偏好支配关系, 获得偏好支配表. 记用户初始化搜索时输入的属性集合对应的决策变量集为  $B_1$ , 则认为  $B_1$  中的决策变量具有相同的偏好关系, 互不支配; 除  $B_1$  外的其余决策变量均被  $B_1$  中的决策变量偏好支配, 但彼此互不支配. 根据  $B_1$  中各决策变量, 从用户历史搜索记录中搜索出与之相关的各决策分量的取值, 则这些取值支配其余取值; 对于被支配的决策变量和被支配的取值, 则根据与  $B_1$  相关的群体历史信息进一步确定这些决策变量之间的偏好支配关系, 以及相应取值间的偏好支配关系. 至此, 完成对 CP-nets 的初始化构建.

**例 1** 设决策变量集为  $U = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$ , 各决策变量有 3 个取值, 简记为  $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}\}$ . 设用户输入决策变量为  $B_1 = \{x_1, x_2\}$ ; 用户历史搜索对应的决策变量值为  $x_1 = \{x_{11}\}, x_2 = \{x_{21}\}$ ; 相应的群体搜索信息为  $x_1 \succ x_2 \succ x_5, x_3 \succ x_4$ , 且有  $x_{11} \succ x_{12}, x_{22} \succ x_{21}$ . 对于不确定关系, 本文用“?”表示, 所构建的 CP-nets 如图 2 所示.

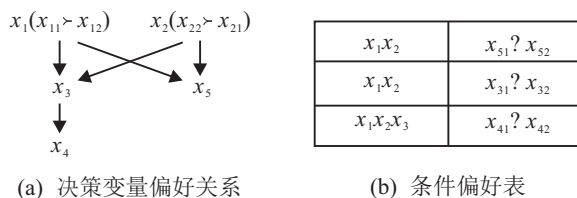


图 2 CP-nets 初始化构建

### 2.3.2 基于交互行为的 CP-nets 更新

基于用户初始化搜索信息的 CP-nets 构建仅反映了用户当前对部分决策变量及其取值的偏好. 此外, 随着用户所搜索信息的增加, 用户的偏好极有可能发生较大的变化, 从而需要根据用户偏好的变化, 动态更新 CP-nets. 此时, 需解决的关键问题是如何量化用户对各决策变量及其取值的偏好变化, 并用于更新 CP-nets 中各决策变量以及变量取值的偏好支配

关系. 在交互式进化优化框架下, 基于用户不断实施的交互行为, 利用 2.2 节给出的基于用户交互行为的偏好权重计算方法, 可以获得其对各决策变量取值的偏好, 进而根据各决策变量出现的频率及相应取值的偏好权重确定决策变量间的偏好关系, 实时更新 CP-nets 的偏好支配关系.

首先, 确定决策变量取值的偏好支配关系. 设第  $k$  进化代, 用户实施交互行为的对象集合为  $P = \{X_1, X_2, \dots, X_p\}$ , 基于式 (2) 可计算出该用户对当前代所评价对象  $X_i$  的偏好权重  $w(X_i)$ , 则  $X_i$  所包含的第  $j$  个决策变量取值的偏好权重  $w_{ij} = w(X_i)$  ( $i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, n$ ), 即对于存在于同一个评价对象中的所有决策变量取值, 其偏好权重相同. 那么, 对于不同评价对象以及实施的不同交互行为, 同一决策变量不同取值的偏好权重不同, 权重值越大, 则用户对该决策变量的取值越偏好; 在 CP-nets 中, 该决策变量当前取值对其他取值越具有偏好支配能力. 因此, 对同一个决策变量不同取值的偏好权重按照降序排列, 不失一般性, 设排序后的第  $j$  个决策变量  $x_j$  的取值集合为  $x_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm_j}\}$ , 若权值均不相同, 则其序值为  $\text{sequ}(x_{j1}) = m_j + 1, \text{sequ}(x_{j2}) = m_j, \dots, \text{sequ}(x_{jm_j}) = 2$ ; 具有相同权值的决策变量取值, 其序值相同, 互不支配; 对于  $x_i$  的其他尚未出现的取值, 其序值为 1. 序值大的决策变量取值支配序值小的, 即  $x_{j1} \succ x_{j2} \succ x_{jm_j}$ .

然后, 根据各决策变量取值出现的频率及相应的偏好权重, 确定决策变量间的偏好支配关系, 进而动态调整原 CP-nets 中的决策变量间的偏好连接关系. 根据 CP-nets 条件偏好的定义, 若在当前用户评价的信息中, 某决策变量  $x_j$  取值为某固定值, 其他决策变量取多个值, 则意味着  $x_j$  的取值会影响其他决策变量的取值, 因此  $x_j$  具有更强的偏好支配能力. 鉴于此, 设  $x_j$  在当前用户评价的总体对象中共有  $N_j$  个取值, 则决策变量  $x_j$  的偏好权重定义为

$$w(x_j) = \sum_{i=1}^N w_{ij} / N_j. \quad (3)$$

基于决策变量权重值的大小, 调整原 CP-nets 中节点间的连接关系. 如在原 CP-nets 中, 节点  $x_i \succ x_j$ , 而当前时刻的  $w(x_j) > w(x_i)$ , 则修改  $x_i$  与  $x_j$  之间的支配关系, 使得修改后的节点连接满足  $x_j \succ x_i$ .

### 2.4 基于 CP-nets 的交互式遗传算法

由 2.3 节所给的 CP-nets 构建方法可知, 该网络直观反映了用户对决策变量和变量取值的偏好, 但仅给出了一种定性描述. 本节将给出基于 CP-nets 进行个体适应值估计的交互式遗传算法, 以在动态跟踪用户评价偏好的基础上, 实现基于进化的迭代搜索, 尽快找到用户满意解. 那么, 需解决的关键问题是 CP-

nets的定量化描述,以及基于该定量化描述的进化个体适应值估计策略。

### 2.4.1 基于CP-nets的个体适应值估计

为了定量比较CP-nets中各配置的优劣,文献[16-17]详细介绍了基于软约束的支配占优策略,给出了CP-nets的定量化描述.基于该方法,并结合本文所提出的用户偏好表达机制,给出基于CP-nets的进化个体适应值估计策略。

假设用户在进行第 $R$ 次交互后,利用2.3节方法构建出一含有 $K$ 层节点的CP-nets,同层节点之间互不支配,第 $K$ 层支配第 $K-1$ 层,设第 $K$ 层含有 $l_K$ 个节点,结构如图3所示。

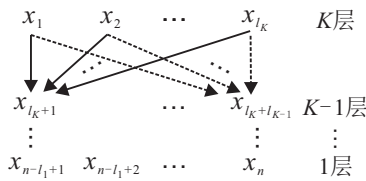


图3 用户评价 $R$ 代后的CP-nets

通过计算各配置的效用值,实现对CP-nets中各配置的优劣比较.即对于一个配置 $X = \{x_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, n; j \in \{1, 2, \dots, m_i\}\}$ (各属性值的排列组合),其效用值记为 $Util(X)$ ,其表达式为

$$Util(X) = \sum_{i=1}^n Util(X \downarrow C_{x_i}). \quad (4)$$

其中: $C_{x_i}$ 为第 $i$ 个决策变量 $x_i$ 在该配置中的取值组合,表示诱导约束; $Util(X \downarrow C_{x_i}) (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示诱导约束 $C_{x_i}$ 的效用值.那么,某决策变量在如图3所示的CP-nets中,其层数越大,支配能力越强,与该决策变量相关的取值组合的效用值应越大;此外,对于同一个决策变量,其取值顺序越大,则它支配其他取值的可能性也应越大.因此,关于 $C_{x_i}$ 的效用值,可采用下式计算:

$$Util(X \downarrow C_{x_i}) = W(C_{x_i}) \times Sequ(C_{x_i}). \quad (5)$$

其中: $Sequ(C_{x_i})$ 为相应决策变量取值的顺序,可通过CPT直接获得; $W(C_{x_i})$ 为反映 $C_{x_i}$ 在当前CP-nets所处层数的权值,文献[17]中定义为

$$W(C_{x_i}) = 2^{\text{Class}(x_i)}, \quad (6)$$

这里 $\text{Class}(x_i)$ 表示决策变量 $x_i$ 的层数.可以看出,对于处于不同层的决策变量,层数越高,权值越大;对于同一个决策变量的不同取值, $W(C_{x_i})$ 相同,变量取值间的差异通过其顺序值 $Sequ(C_{x_i})$ 体现。

由式(4)~(6)可以看出,CP-nets配置的效用函数是决策变量取值组合的函数,式(1)中描述的优化问题的解是由决策变量的取值组合构成的,因此可以利用上述方法计算出相应的效用值,进而实现对解的优劣比较.那么,在交互式遗传算法中,基于构建的

CP-nets,可利用上述方法获得当前所有进化个体的适应值,具体方法如下。

对于当前代第 $i$ 个进化个体,记为 $X_i = \{x_{1*}, x_{2*}, \dots, x_{n*}\}$ ,其中 $x_{j*}$ 表示第 $j$ 个决策变量的某个取值.为了计算该个体的适应值,首先确定第 $j$ 个决策变量 $x_{j*}$ 在当前CP-nets中的层数 $k_j$ ;然后基于2.3.2节中的方法,获得当前种群中同一决策变量所有取值的相应序值,进而确定进化个体 $X_i$ 中相应决策变量取值的顺序 $Sequ(x_{j*})$ ,则该个体的适应值为

$$F(X_i) = \sum_{j=1}^n 2^{k_j-1} sequ(x_{j*}). \quad (7)$$

针对式(7),有如下说明:

1) 当用户点击浏览的对象中不包含某些决策变量时,该决策变量在当前CP-nets中没有确定的层数,此时设其层数为1。

2) 当某决策变量的某些取值没有包含在用户已点击浏览的评价中时,设其顺序值为1。

3) 若用户出现了新偏好的决策变量及其取值,相应的,CP-nets也会及时更新,则含有这些信息的个体适应值也相应增加。

4) 从CP-nets建模过程不难看出,CP-nets模型的复杂度与用户偏好信息的规模大小(即偏好的决策变量类型、各决策变量的取值数量)密切相关,而与优化问题所含总决策变量类型及各决策变量取值数量没有直接关系.基于此构建的模型在用于进化个体适应值估计时,更有利于反映用户的偏好,估计复杂度也不会增加;已有常用的偏好建模方法(如神经网络等),模型复杂度与优化问题复杂度直接相关,当决策变量增加时,模型变得非常复杂,构建难度也大大增加,因此,将CP-nets用于IGA的适应值估计是非常合理的。

综上所述,采用式(7)可以容易获得大规模情况下所有进化个体的适应值,且能及时反映用户的当前偏好,因此,利用式(7)评价个体适应值是可行的。

### 2.4.2 算法实现

算法具体步骤如下:

Step 1:  $t = 0$ ,采用二进制编码,随机初始化获得初始化种群 $P(0)$ ;

Step 2: 根据用户初始化输入、历史搜索和社会化搜索,采用2.3.1节方法构建初始化CP-nets;

Step 3: 基于当前CP-nets,采用2.4.1节方法,估计当前进化种群适应值,并基于该值对进化个体评价,选择评价较高的 $N$ 个个体呈现给用户;

Step 4: 用户实施交互行为,若用户找到满意解,则输出满意解,算法结束,否则转Step 5;

Step 5: 记录点击次数、浏览时间等,基于2.2节方法获得用户对各决策变量的偏好权重;

Step 6:  $t = t + 1$ , 基于 2.3.2 节方法, 更新 CP-nets;

Step 7: 利用当前 CP-nets, 基于 2.4.1 节方法, 估计当前进化种群适应值, 实施交叉和变异算子生成新种群  $P(t)$ ;

Step 8: 利用当前 CP-nets 评价新种群  $P(t)$ , 选择前  $N$  个呈现给用户, 返回 Step 4.

为了说明算法的可行性, 将算法应用于图书购买搜索中, 下面给出详细说明.

### 3 算法应用

个性化搜索已引起广泛关注, 并取得了丰硕成果. 个性化搜索即根据用户的个性化需求, 采用合适的方法尽快从大量信息中找到用户满意的信息. 对于

同一任务(如图书购买), 不同用户的需求不同, 同一用户不同时间段的需求也不同, 且用户的需求极有可能在搜索过程中发生变化. 显然, 个性化搜索的本质是一个优化问题, 但是由于搜索结果完全由用户偏好和认知确定, 难以找到确定的目标函数描述该优化问题, 那么利用交互式进化优化算法解决该问题是合理的. 鉴于此, 本文以图书搜索为应用背景, 开发实验平台, 以遗传算法为进化机制, 通过将本文所提算法与传统交互式遗传算法的比较, 说明本文算法的有效性.

#### 3.1 系统说明

以 Visual C++6.0、MFC 和 SQL Sever2005 数据库为主要工具, 开发设计实验平台, 交互界面见图 4.



图 4 系统界面

系统可分为 3 大模块: 信息输入、显示和控制按钮. 其中: 信息输入模块, 包括两个部分, 一是初始化搜索信息的输入, 如输入“儿童心理学”; 二是参数设置信息, 包括设定进化代数、交叉概率、变异概率等. 显示模块包括两个部分, 一是用户浏览信息的显示, 即图 4 中所给的图书信息; 二是搜索耗时的显示. 控制按钮部分包括“保持模拟数据”、“偏好建模”、“图片生成”、“搜索结果”、“退出搜索”以及用户可实施的浏览行为的按钮, 包括浏览、收藏、放入购物车和购买. 点击“搜索”按钮, 界面将显示 8 幅图片; 根据用户的浏览行为, 点击“保存模拟数据”, 则基于 2.2 节方法, 计算用户对各属性的偏好权重, 并存储于数据库中; 然后点击“偏好建模”按钮, 根据 2.3 节所提算法, 构建(更新)基于当前浏览信息的条件偏好网络 CP-nets; 继续点击“图片生成”按钮, 根据 2.4 节方法, 估计当前进化种群个体适应值, 并实施选择、交叉和变异操作, 生成新的搜索信息. 当用户搜索到满意解, 点击“购买”

或者“退出搜索”时, 结束操作, 并记录搜索时间, 呈现满意解.

#### 3.2 参数设置

个体编码是实现交互式进化优化的基础. 本文采用二进制编码表示搜索对象的属性值组合, 若待搜索对象含有  $n$  个决策属性, 则编码串由  $n$  块组成; 若第  $i$  个决策变量有  $m_i$  个取值, 则编码串的第  $i$  块含有  $m_i$  个二进制元素. 因此, 进化个体的总串长为  $\sum_{i=1}^n m_i$ . 若第  $i$  块第  $j$  位为 0, 则表示第  $i$  个决策变量的第  $j$  个值不在当前进化个体中; 若为 1, 则表示含有该决策值. 若某个决策变量未出现在当前进化个体中, 则对应整块的编码取值 0. 本实验根据当当网心理学图书, 将心理学图书属性分为 7 类, 每一类下有若干属性值, 共有 35 个, 需 19 位二进制码. 如属性  $x_1$  包含 10 个属性值, 如表 1 所示. 所有属性构成决策变量的个体编码方式, 如表 2 所示.

表 1 图书属性编码

| 图书属性 $x_1$ 取值 | 二进制编码 |
|---------------|-------|
| 儿童心理学         | 0001  |
| 青少年心理学        | 0010  |
| 女性心理学         | 0011  |
| 人格心理学         | 0100  |
| 认知心理学         | 0101  |
| 社会心理学         | 0110  |
| 教育与发展心理学      | 0111  |
| 心理学百科         | 1000  |
| 应用心理学         | 1001  |
| 心理学理论与研究      | 1010  |

表 2 图书个体编码

| 图书书名     | 二进制编码              |
|----------|--------------------|
| 特殊儿童心理学  | 000101000000000001 |
| 发展心理学    | 011100010000000001 |
| 性学与爱情心理学 | 100000000100000000 |

表 3 基于初始化 CP-nets 的属性组合偏好排序

| 序值 | 图书属性组合              |
|----|---------------------|
| 1  | 儿童心理学、小学儿童          |
| 2  | 儿童心理学、 $x_2$ 中其他属性值 |
| 3  | 女性心理学               |
| 4  | 心理学百科、爱情心理学         |
| 5  | 心理学百科、拖延心理学         |
| 6  | 心理学百科、 $x_4$ 中其他属性值 |
| 7  | 其他属性值组成的心理学图书       |

表 4 个体适应值及用户浏览行为

| 图书个体      | 个体编码                | 适应值 | 浏览行为          |
|-----------|---------------------|-----|---------------|
| 小学儿童心理学   | 000110000000000001  | 27  | $t_{11} = 8$  |
| 不一样的孩子心理学 | 0001100000000000010 | 27  | $t_{12} = 11$ |
| 特殊儿童的游戏治疗 | 000101000000000001  | 26  | $t_{21} = 30$ |
| 女性心理学     | 001100000000000000  | 25  | $t_{13} = 3$  |
| 聪明女人交际心理学 | 001100000000000000  | 25  | $t_{14} = 6$  |
| 微表情心理学    | 100000001010000000  | 21  | $t_{15} = 18$ |
| 爱情心理学     | 100000000100000000  | 23  | $t_{16} = 7$  |
| 拖延症       | 100000010000000000  | 22  | $t_{17} = 12$ |

3.3 实验结果与分析

为了说明本文所提出的基于 CP-nets 交互式遗传算法 (IGA-CP) 的有效性, 将其与传统交互式遗传算法 (IGA) 进行比较. 与传统交互式遗传算法相比, 本文所提算法没有额外增加参数, 因此两类算法采用相同的参数设置: 每代显示给用户评价的种群规模为 8; 选择概率和交叉概率可由用户自由设定, 在本实验系统中, 交叉概率为 0.6, 变异概率为 0.1. 设期望找到“特殊儿童的音乐治疗”的图书, 进化代数为 10 代.

同时, 为了进一步说明本文所提算法的时间复杂度问题, 本文做了两组对比实验, 一组是针对 7 类图书属性, 33 类图书的实验; 另一组是针对 9 类图书属性, 40 类图书的实验. 每组实验分别运行 10 次.

3.3.1 CP-nets 构建/更新有效性及个体适应值估计

以一次搜索过程为例, 说明本文所提基于用户交互行为的 CP-nets 构建和更新的有效性. 首先, 基于用户初始输入、历史搜索以及社会群体搜索结果的 CP-nets 初始化构建, 设用户初始输入的搜索信息为“儿童心理学”; 用户历史搜索信息是“小学儿童”; 已有社会群体的搜索结果是“女性心理学”偏好于“心理学百科”, “爱情心理学”偏好于“拖延心理学”. 根据本文设定, 儿童心理学、女性心理学、心理学百科为决策变量  $x_1$  的取值, 简记为  $x_{11}$ 、 $x_{12}$ 、 $x_{13}$ ; 小学心理学为决策变量  $x_2$  的取值, 简记为  $x_{21}$ ; 爱情心理学和拖延心理学为决策变量  $x_4$  的取值, 简记为  $x_{41}$ 、 $x_{42}$ . 那么, 此时构建的初始化 CP-net 中决策变量间的偏好支配关系如表 3 所示. 随机生成的个体及其适应值如表 4 所示.

从表 4 可以看出, 上述个体适应值的大小顺序与表 3 所给顺序一致, 这表明基于 CP-nets 的适应值估计是合理的. 用户对表 4 中图书个体产生上述浏览行为后, 由式 (3) 可以计算出当前进化种群中所包含的各决策变量的权重为  $w(x_1) = 95/8$ ,  $w(x_2) =$

$49/8$ ,  $w(x_4) = 37/8$ ,  $w(x_7) = 49/8$ , 此时各决策变量间的偏好支配关系为  $x_1 \succ x_2, x_1 \succ x_4$ .

进一步地, 由于表 4 个体编码中出现了新的决策变量值  $x_7$  —— 教材、非教材, 根据用户交互时间, 对新出现的决策变量取值进行偏好排序, 其条件偏好如表 5 所示. 因此, CP-nets 模型更新后决策变量间的偏好关系如表 6 所示.

表 5 决策变量  $x_7$  的条件偏好表

| 条件         | 偏好关系           |
|------------|----------------|
| 儿童心理学、小学儿童 | 非教材 $\succ$ 教材 |
| 儿童心理学、特殊儿童 | 教材 $\succ$ 非教材 |

表 6 基于更新后 CP-nets 的属性组和偏好排序

| 序值 | 图书属性值组合             |
|----|---------------------|
| 1  | 儿童心理学、特殊儿童、教材       |
| 2  | 儿童心理学、特殊小学儿童、非教材    |
| 3  | 儿童心理学、小学儿童、非教材      |
| 4  | 儿童心理学、小学儿童、教材       |
| 5  | 儿童心理学、 $x_2$ 中其他属性值 |
| 6  | 心理学百科、微表情心理学        |
| 7  | 心理学百科、拖延心理学         |
| 8  | 心理学百科、爱情心理学         |
| 9  | 心理学百科、 $x_4$ 中其他属性值 |
| 10 | 女性心理学               |
| 11 | 其他属性值组成的心理学图书属性     |

对上述个体实施选择、交叉和变异操作, 生成新一代新个体及其适应值, 如表 7 所示.

表 7 进化后个体适应值

| 图书个体             | 个体编码                | 适应值 |
|------------------|---------------------|-----|
| 特殊儿童心理学          | 000101000000000001  | 56  |
| 自闭症儿童教育心理学的理论与技术 | 0001010000000000010 | 55  |
| 小学生发展与教育心理学      | 000110000000000001  | 53  |
| 图解儿童逆反心理         | 0011100000000000010 | 50  |
| 图解微表情微动作         | 001100001010000000  | 52  |
| 拖延症              | 100000001000000000  | 48  |
| 重口味消费心理学         | 100000001110000000  | 46  |
| 人格心理学            | 010000000000000000  | 32  |

由表7可以看出,该表所得图书信息的序值与表6一致,进一步说明了CP-nets更新的合理性和适应值估计的有效性.此外,比较表4和表7可以看出,随着进化的进行,个体适应值有明显的增加,表明当前出现的信息更符合用户的需求,这一结果说明了基于用户交互行为的CP-nets构建和更新以及基于CP-nets估计适应值引导的进化优化是有效的.

### 3.3.2 与传统交互式遗传算法的比较

实验结果在找到“特殊儿童的音乐治疗”图书的条件下,从两类算法所需进化代数、搜索时间、用户直接实施交互行为的进化个体总数,以及搜索到的互异进化个体数量进行比较.其中:进化代数和搜索时间可以反映算法搜索的快速性,该值越小表明算法搜索效率越高;用户直接实施交互行为的进化个体总数可以反映用户在进化操作过程中的评价负担,该值越小表明用户的评价负担越小;搜索到的互异进化个体数量可以反映算法搜索的多样性,该值越大表明算法搜索到互异的图书越多,搜索的多样性越好.

针对两组实验,算法运行10次的结果如图5所示.图5中,“实线+■”和“实线+◆”分别为第1组实验中传统IGA实验数据和本文所提算法实验数据,分别记为IGA-1和IGA-CP-1;“虚线+×”和“虚线+▲”分别为第2组实验中传统IGA实验数据和本文所提算法实验数据,分别记为IGA-2和IGA-CP-2.

从图5(a)和图5(b)可以看出,搜索到满意解时,在算法所需的进化代数和搜索时间上,两组实验均表明本文所提IGA-CP比传统IGA降低了50%左右,平均仅需要4.5代和5.3代,其中第1组实验有一次在第2代就找到了满意解,这表明本文算法大大提高了搜索效率.从图5(c)可以看出,在用户参与直接操作评价的进化个体数上,本文算法平均为14.4个和15.7个,传统IGA为31.1个和32.8个,这表明本文算法大大降低了用户评价负担.从图5(d)可以看出,在算法搜索到的互异进化均值上,本文算法仅搜索到34.2个和39.6个,而传统交互式遗传算法搜索到68.4个和75.4个,比本文算法搜索到的增加了一倍多.通过比较每代平均搜索到的互异进化个体数可知,本文算法为7.6个和7.47个,而传统算法为7.05个和6.98个,本文算法平均每代的种群多样性仍然优于传统算法,而本文算法搜索到的总互异个体数少的原因是本文进行搜索的时间和总的进化代数大大减少了,这反映了本文算法跟踪用户偏好的有效性.

此外,若将进化代数限制为10代,比较两种算法找到满意解的成功率,则可以看出,本文算法的成功率为100%,传统交互式遗传算法为50%.这进一步说明了本文算法具有较强的搜索性能,其根本原因是本文所提出的CP-nets可以有效跟踪用户偏好,并很

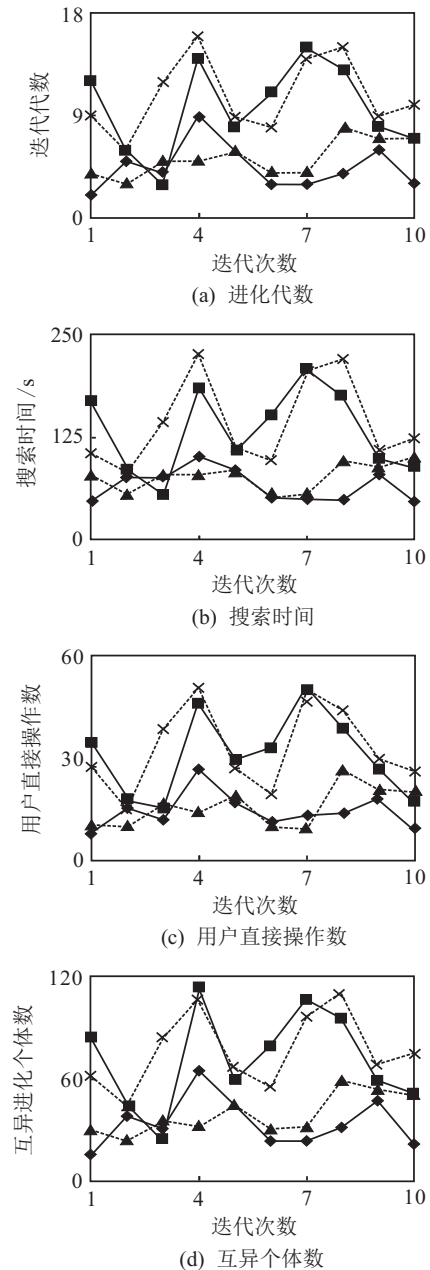


图5 实验数据分析

好地引导进化搜索过程,从而提高了用户搜索到满意解的效率.

进一步的,对算法计算复杂度进行分析.在图书属性和图书数量增加的情况下,搜索到同一满意结果时,图5(a)中本文算法第2组实验仅仅比第1组实验的平均搜索代数多了一代,图5(b)中第1组实验用户搜索的平均耗时为66.1s,第2组实验用户搜索的平均耗时为77.2s.

两种实验中,本文所提算法搜索到的图书种类数如表8所示.由表8中两组实验搜索到的图书种类可以看出,第1组实验搜索到的图书种类平均值为18.6个,第2组为21.7个.可以看出,在图书属性和图书数量增加时,算法的搜索时间有所增加,但是变化并不大,主要原因在于虽然决策变量类型及取值数量增加,但是用户的偏好变化不大.



表8 IGA-CP搜索图书种类

| 进化次数 | IGA-CP-1 | IGA-CP-2 |
|------|----------|----------|
| 1    | 12       | 19       |
| 2    | 22       | 14       |
| 3    | 17       | 25       |
| 4    | 29       | 19       |
| 5    | 23       | 27       |
| 6    | 14       | 14       |
| 7    | 14       | 20       |
| 8    | 17       | 27       |
| 9    | 24       | 21       |
| 10   | 14       | 31       |
| 均值   | 18.6     | 21.7     |
| 方差   | 28.04    | 29.01    |

## 4 结 论

要求用户直接提供评价值的交互式遗传算法极易导致用户疲劳, 制约交互式遗传算法在复杂优化问题中的应用. 本文针对上述不足, 研究了基于用户交互行为和CP-nets的偏好评价隐式感知模式的交互式遗传算法, 以减轻用户评价的心理负担和交互次数. 算法通过分析人-机交互行为, 构建并动态更新CP-nets模型, 以逼近用户的认知与偏好; 在进化过程中, 利用该模型估计个体的适应值. 算法在图书个性化搜索系统中的应用表明了该算法在减轻用户疲劳、提高搜索效率方面均具有很大的优越性. 用户评价不确定性、群体智能评价, 以及相应CP-nets的构建及应用将是进一步研究的课题.

## 参考文献(References)

- [1] Dawkins R. The blind watchmaker[M]. Essex: Longman, 1986: 1-375.
- [2] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [3] Dorigo M, Stutzle T. Ant colony optimization[M]. Cambridge: MIT Press, 2004: 1-189.
- [4] 巩敦卫, 郝国生, 周勇, 等. 交互式遗传算法原理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007: 1-234.  
(Gong D W, Hao G S, Zhou Y, et al. The principle and application of interactive genetic algorithm[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2007: 1-234.)
- [5] 卢欣华, 孙吉贵, 韩霄松, 等. 人工生命: 计算机与生物学交叉的前言学科[J]. 计算机科学, 2008, 35(5): 9-13.  
(Lu X H, Sun J G, Han X S, et al. Artificial life: Front porch subject crossed computer and biology[J]. Computer Science, 2008, 35(5): 9-13.)
- [6] Takagi H. Interactive evolutionary computation fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation[J]. Proc of the IEEE, 2001, 89(9): 1275-1296.
- [7] 孙晓燕, 巩敦卫, 徐瑞东. 高级交互式遗传算法理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 1-196.  
(Sun X Y, Gong D W, Xu R D. The theory and

- application of senior interactive genetic algorithm[M]. Beijing: Science Press, 2012: 1-196.)
- [8] 刘惊雷. CP-nets及其表达能力研究[J]. 自动化学报, 2011, 3(25): 290-302.  
(Liu J L. Research on CP-nets and its expressive power[J]. Acta Automatic Sinica, 2011, 25(3): 290-302.)
- [9] Choi D H, Ahn B S. Eliciting customer preferences for products from navigation behavior on the web: A multicriteria decision approach with implicit feedback[J]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2009, 39(4): 880-889.
- [10] Jie Chang, Wen'an Zhou, Junde Song, et al. Design and implementation of a CP-nets-based and user preferences-oriented distributed policy-based agent architecture and algorithm[C]. Int Conf on Communication Systems, Networks and Applications. Piscataway: IEEE, 2010: 155-159.
- [11] Ganesh Ram Santhanam, SamikBasu, VasantHonavar. On utilizing qualitative preferences in web service composition: A CP-net based approach[C]. IEEE Congress on Services. Piscataway: IEEE, 2008: 538-544.
- [12] Kim H T, Kim E, Lee J H, et al. A recommender system based on genetic algorithm for music data[C]. The 2nd Int Conf on Computer Engineering and Technology(IC CET). Piscataway: IEEE, 2010: 414-417.
- [13] Hyung Jun Ahn. Evaluating customer aid functions of online stores with agent-based models of customer behavior and evolution strategy[J]. Information Sciences, 2010, 180(9): 1555-1570.
- [14] 孙雨生, 刘伟, 仇蓉蓉, 等. 国内用户兴趣建模研究进展[J]. 情报杂志, 2013, 32(5): 145-151.  
(Sun Y S, Liu W, Qiu R R, et al. Research development of user interest modeling in China[J]. J of Intelligence, 2013, 32(5): 145-151.)
- [15] Craig Boutilier, Brafman R I, Domshlak C, et al. CP-nets: A tool for representing and reasoning with conditional ceteris paribus statements[J]. J of Artificial Intelligence Research, 2004, 38(4): 135-191.
- [16] 孙雪娇. 利用SCSP实现CP-nets的强占优测试[J]. 烟台大学学报: 自然科学与工程版, 2012, 25(3): 189-193.  
(Sun X J. Strong dominance testing for CP-nets by SCSP[J]. J of Yantai University: Natural Science and Engineering Edition, 2012, 25(3): 189-193.)
- [17] 刘惊雷, 华臻, 武栓虎, 等. 基于约束半环的CP-nets占优查询算法[J]. 电子学报, 2011, 39(8): 1932-1936.  
(Liu J L, Hua Z, Wu S H, et al. Dominance query algorithm for CP-nets based on C-semiring[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(8): 1932-1936.)