

# 基于种群混合协同联盟的属性量子博弈均衡约简

丁卫平<sup>1,2</sup>, 王建东<sup>3</sup>, 施 全<sup>1</sup>, 陈森博<sup>1,3</sup>, 沈兴华<sup>1</sup>

(1. 南通大学计算机科学与技术学院, 江苏南通 226019; 2. 计算机软件新技术国家重点实验室(南京大学), 江苏南京 210093;  
3. 南京航空航天大学计算机科学与技术学院, 江苏南京 210016)

**摘 要:** 为进一步提高进化种群在粗糙集属性演化约简中寻求最优解的协同性能, 提出了一种基于种群混合协同联盟的属性量子博弈均衡约简算法. 该算法建立一种基于自适应多层进化树的种群协同演化联盟模型, 以种群内个体竞争和种群间精英合作的混合协同机制实现各种群协同演化, 较好地达到属性协同演化约简中广度寻优和深度探索的有效平衡; 然后将信任裕度报酬机制引入到多种群精英量子协同博弈模型, 种群精英在每个划分的属性子集中通过量子协同博弈策略均能求得各自最优约简子集, 从而稳定取得 Nash 均衡下全局最优属性约简集. 实验结果表明本文算法具有较高的属性演化约简效能和精度, 对不完备电子病历系统中脑组织核磁共振成像 MRI 的高效约简与分割进一步展示其具有较强的实用性和鲁棒性.

**关键词:** 属性演化约简; 自适应进化树; 混合协同; 信任裕度; 量子博弈; 纳什均衡

**中图分类号:** TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)01-0045-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.01.008

## Attribute Equilibrium Reduction with Quantum Game Based on Mixed Co-Evolutionary Populations' Collaboration

DING Wei-ping<sup>1,2</sup>, WANG Jian-dong<sup>3</sup>, SHI Quan<sup>1</sup>, CHEN Sen-bo<sup>1,3</sup>, SHEN Xue-hua<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Nantong University, Nantong, Jiangsu 226019, China;

2. State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 210093, China;

3. College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

**Abstract:** In order to further improve the cooperative performance of evolutionary populations to solve out the optimal solution for attribute reduction in rough set theory, a novel attribute equilibrium reduction algorithm (named AERQG) with quantum game based on mixed co-evolutionary populations' collaboration is proposed. In this algorithm, the collaboration model of co-evolutionary populations based on the self-adaptive multilevel evolutionary tree is constructed. The mixed co-evolutionary mechanism, which is both competitive co-evolution for evolutionary individuals in populations and cooperative co-evolution for representative elitists between populations, is adopted to carry out the populations' co-evolution. This mechanism can better obtain the balance of attribute co-evolutionary reduction between exploitation in breadth and exploration in depth. Moreover, the compensation mechanism of trust margin is introduced into the quantum game model for multi-populations elites. The population elite can be sure to find out the respective optimal subset of attribute reduction by using the quantum game strategy, and thus the global optimal collaboration set of attribute reduction under the Nash equilibrium is achieved steadily. Experimental results demonstrate the proposed algorithm has achieved better high-performance on efficiency and accuracy than traditional algorithms. Further, the efficient reduction and segmentation for brain magnetic resonance imaging (MRI) in the incomplete electronic medical record system verifies its stronger practicality and robustness.

**Key words:** attribute evolutionary reduction; self-adaptive evolutionary tree; mixed cooperation; trust margin; quantum game; Nash equilibrium

收稿日期: 2013-10-14; 修回日期: 2014-01-25; 责任编辑: 孙瑶

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61300167, No. 61139002, No. 61171132); 计算机软件新技术国家重点实验室(南京大学)开放课题 (No. KFKT2012B28); 江苏省高校“青蓝工程”资助; 江苏省高校自然科学研究项目 (No. 12KJB520013); 南通市科技计划应用研究项目 (No. BK2011062, No. BK2012038); 南通大学自然科学类科研基金前期预研项目 (No. 12ZY016)

## 1 引言

属性约简是粗糙集理论研究的重要内容,指在保持决策表中数据分类能力不变条件下,删除其中不相关、冗余属性,选择最小属性集,使决策表中知识表示可简化而又不丢失其重要信息<sup>[1,2]</sup>. Wong 等人已证明找出决策表的最小属性约简是一个典型 NP-Hard 问题,至今仍未找到一种通用且高效的解决方法为其求解提供有效途径<sup>[3]</sup>. 近年来国内外一些学者鉴于智能演化算法对所研究问题进行自适应搜索而能较快求得最优解优势,尝试将其引入到粗糙集属性约简中,以进一步改善传统启发式属性约简方法的不足,相继开展了基于蚁群算法、粒子群算法、蜂群算法等属性演化约简算法的相关研究<sup>[4~9]</sup>. 这些算法本质上是将具有智能行为的生物种群放置到粗糙集属性近似空间,进化种群以一定策略进行演化学习和反复迭代寻优,直至搜索到全局最优位置,该最优位置即为粗糙集属性约简中具有最小长度且分类质量最好的属性约简集. 研究表明该类算法能较好地近似求出属性约简 NP-Hard 问题的最优约简集,但同样也面临着进化种群协同演化机制不完善和求解最优解稳定性不强等问题,往往无法将真实生态系统中种群的进化规律、机理和行为模式等应用到属性演化约简机制中,且随着属性数据集规模和属性维度的剧增,上述算法求解最小属性约简解的效率和稳定性也将大大降低.

协同演化算法 (Co-evolution Algorithm, CEA) 通过真实模拟和揭示自然生态系统中多种群协同进化现象和过程而成为智能演化算法研究的热点<sup>[10,11]</sup>,它强调各进化子群体间通过适应度关联而相互分工、竞争和协作,通过共同演化提高各自性能,在解决 NP-Hard 问题上凸显其较强优势<sup>[12,13]</sup>. 近年来为更好地分析协同演化算法的动态演化机制,基于演化博弈论的协同演化机制研究引起了中外学者关注:如 Ficici 等人<sup>[14,15]</sup>提出了用博弈论对传统进化算法的混合矩阵和 Markov 链模型进行扩展以描述协同演化的动态均衡,并以演化博弈论来指导协同演化算法的设计;Wiegand 等人<sup>[16]</sup>提出了一种基于合作协同的多种群演化博弈理论框架,并分析了协同进化遗传算法中多种群对称博弈的动态行为;Sim 等人<sup>[17]</sup>提出了一种基于演化博弈论的参数选择动态均衡协同演化算法等. 协同演化算法中协同机制的选择是各种群随时间动态变化复杂协同学习和联合决策的共同演化过程. 由于协同主体对有限理性认识的不足,已有协同演化机制还存在很大局限性,目前大多数协同演化算法尚未从种群协同博弈角度考虑每个子种群在优化子目标时以确定最佳策略达到各自最优解,实现演化博弈机制 Nash 均衡下全局最优解,以进一

步提高协同演化算法求解相关问题的效率和稳定性. 量子博弈论通过将经典博弈论扩展至量子概率体系,引入量子干涉、纠缠等策略,扩充了参与者的策略空间,且由于其引入量子计算,大大改善了传统博弈论呈几何级数增长的计算复杂性<sup>[18,19]</sup>,近年来该理论也成为相关学者关注的热点. 在粗糙集属性演化约简中各进化种群应采用更贴切符合真实生态系统中种群进化规律和行为模式的协同机制,增强参与属性演化约简种群的全局信息交换和局部深度搜索平衡能力,另外各种群参与属性约简时如何通过确定协同演化策略使其效用均能达到各自最优约简集,从而稳定取得 Nash 均衡下全局最优属性约简集,相关问题值得我们进一步深入探索.

针对上述研究问题,本文研究了更加符合自然种群进化规律的协同行为和高效的量子博弈演化机制,根据最小属性演化约简模型,提出了一种基于种群混合协同联盟的属性量子博弈均衡约简算法 (AERQG). 该算法建立一种基于自适应多层进化树的种群混合协同联盟模型,并将信任裕度报酬机制引入到多种群精英量子协同博弈中,各种群精英在划分的属性子集中通过量子协同博弈进化策略均能搜索到各自最优属性约简子集,从而稳定取得 Nash 均衡下全局最优约简集. 与典型属性演化约简算法相比,本文算法求解全局最小属性约简集的效率 and 精度均具有明显优势,脑组织核磁共振成像 MRI 图像属性协同演化约简与分割应用结果进一步表明该算法的实用性.

## 2 基于种群进化的最小属性演化约简模型

**定义 1** 设决策系统  $S = (U, C \cup D, V, f)$ , 其中  $U$  为论域,  $C, D$  分别为条件属性和决策属性,  $V = \bigcup_{r \in R} V_r$  为属性值集合,  $f: U \times R \rightarrow V$  为一映射关系,即  $U$  中每个对象属性值. 决策属性  $D$  在条件属性  $C$  下的正域定义为:

$$POS_C(D) = \bigcup_{x \in U} C(x) \quad (1)$$

**定义 2** 决策属性  $D$  对条件属性  $C$  的依赖度  $\gamma_C(D)$  定义为:

$$\gamma_C(D) = \frac{|POS_C(D)|}{|U|} \quad (2)$$

**定义 3** 属性约简是指在保持原决策系统分类能力不变的前提下,寻找一个尽可能少的属性子集. 通过属性约简将产生更为简洁的规则与知识,提高分类系统的预测能力.

最小属性约简优化目标模型应满足:(i)所求属性集必须是约简;(ii)所求属性集是包含属性数目最少约

简.因此其模型可描述如下:

$$F(x) = \min(\text{Card}(B))$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} B \subseteq C \\ \gamma_B(D) = \gamma_C(D) \\ \forall q \in B, \gamma_{B \setminus \{q\}}(D) < \gamma_B(D) \end{cases} \quad (3)$$

其中  $\text{Card}(\ast)$  表示集合  $(\ast)$  基数,即  $(\ast)$  中元素个数.

**定义 4** 由于粗糙集最小属性约简是一个带非线性约束条件的组合优化问题,为使演化算法便于其求解,将参与属性演化约简的种群进行如下形式编码:

建立映射  $\xi: \{0,1\}^n \rightarrow 2^{|C|}$  ( $2^{|C|}$  为  $C$  的幂集),则

$$C_i \in \xi(x) \Leftrightarrow x_i \in \{0,1\}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中  $n$  为进化种群个体总数;  $x_i$  为种群中标号为第  $i$  的进化个体;  $x_i = 1$  表示对应待约简属性被选中,  $x_i = 0$  表示待约简属性未被选中. 因此可将式(3)转化为如下‘0-1’组合的最小属性演化约简目标模型:

$$F(x) = \min(C(x)) = \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} x \in \{0,1\}^n \\ \gamma_{\xi(x)}(D) = \gamma_C(D) \\ \forall q \in \xi(x), \gamma_{\xi(x) \setminus \{q\}}(D) < \gamma_{\xi(x)}(D) \end{cases} \quad (5)$$

**定义 5** 本文以改进动态多簇结构的蛙群协同算法<sup>[9]</sup>为粗糙集属性演化约简中演化算法基础,其适应度函数定义为进化蛙群中蛙位置与其所在簇群内优秀蛙约简核的均方误差值,以及划分蛙簇群与最优簇群间平均约简核均方误差值的两者之和,属性演化约简的寻优目标将使该属性约简核均方误差值最小化. 其适应度函数定义如下:

$$\text{Fitness}(x) = \bar{\rho} \times \frac{|C(x)| - |R(x)|}{|C(x)|} \times \frac{\gamma_{\xi(x)}(D)}{\gamma_C(D)} \quad (6)$$

$$+ \bar{\partial} \times \frac{|\text{Core}(\xi(x))|}{\gamma_{\xi(x)}(D)}$$

式中  $\bar{\rho} = \frac{1}{m} \left( \sum_{i=1}^m \rho_i \right)$  表示为划分的  $m$  簇蛙群内每簇个体适应度最优解  $X_{bi}$  与最差解  $X_{wi}$  学习因子  $\rho_i$  ( $\rho_i = \frac{X_{bi}}{X_{bi} + X_{wi}}$ ) 的平均值;  $\bar{\partial} = \frac{1}{m} \left( \sum_{j=1}^m \partial_j \right)$  表示为划分的  $m$  簇蛙群中每簇蛙群整体解  $X'_j$  向最优簇群解  $X'_B$  与最差簇群解  $X'_W$  总学习因子  $\partial_j$  ( $\partial_j = \frac{X'_j \cdot X'_B}{X'_B + X'_W}$ ) 平均值;  $C(x)$  为蛙群所对应的条件属性集;  $R(x)$  为  $C(x)$  的子集;  $\xi(x)$  为蛙群对应的属性子集数;  $\gamma_{\xi(x)}(D)$  为属性子集与最终目标属性间依赖度;  $\text{Core}(\xi(x))$  为属性子集约简核函数;  $\gamma_C(D)$  为条件属性与目标属性间依赖度.

该适应度函数能提高属性演化约简中满足近似精度分辨率不变条件的协同蛙群数,通过蛙群协同演化策略中两种平均学习因子  $\bar{\rho}$  和  $\bar{\partial}$  进一步增强所求最优

解满足属性约简约束的条件概率,使蛙群在属性约简近似空间快速向最小属性约简集方向协同收敛.

### 3 基于自适应多层进化树的种群混合协同联盟

该自适应多层进化树是一种融合竞争与合作混合协同演化的联盟模型,该树的构造将从一棵初始“胖树”开始,逐层调整为一棵“瘦树”,最终将形成一棵从树根到各子树结点递增的正序树,树中每棵子树的根结点即为该子种群中优秀个体,整棵树的根结点即为整个种群的全局最优个体. 各棵进化子树通过竞争协同(Competitive Co-evolution)选出该子种群的优秀精英个体,各子种群优秀精英再通过合作协同(Cooperative Co-evolution)进行其寻优经验共享. 该进化树能充分发挥进化种群竞争和合作混合协同机制,较好地达到种群广度寻优和深度探索的有效平衡,增强种群参与属性演化约简全局信息交换和局部深度搜索的平衡能力,快速向最小属性约简方向收敛,该种群联盟的整体寻优性能将得到大幅度提高.

该基于自适应多层进化树的种群混合协同联盟包含两个组成部分:一是多层进化正序树构建;二是进化树自适应协同调整.

#### 3.1 多层进化正序树构建

设一棵进化树结点总数为  $s$ ,高度为  $h$ ,进化子树度  $d_i (i = 1, 2, \dots, t)$  为相应进化子树所拥有的分支数,为初始进化树分配一组进化子树度集  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_t\} (d_i > d_{i+1})$ . 属性演化约简为利用取得最好适应度结点进行寻优经验共享,将在每一棵进化子树内部采用竞争协同演化机制选出各自优秀精英个体,并反复与其根结点进行比较与对换,最终形成一棵进化正序树;然后各棵进化子树的根结点再通过合作协同演化机制进行寻优经验共享. 具体过程如图 1 所示(以  $s = 16, h = 3, d_i = 4$  为例).

多层进化正序树构建主要步骤如下:

**Step1** 对每一棵进化子树  $T_i$ ,将进化子种群 Sub-population  $i$  的个体放置在每个结点上,从树底到树顶逐步形成如图 1 虚线框所示的各棵进化子树,将属于第  $i$  棵子树的每个孩子结点  $\text{Children}_i^j$  ( $j$  为子树中同层孩子结点的编号)的适应度进行竞争协同比较,挑选出第  $i$  棵子树中优秀精英个体为  $\text{Children}_i^{\text{best}}$ ,并将该进化子树的双亲结点  $\text{Parent}_i$  与优秀精英个体  $\text{Children}_i^{\text{best}}$  进行适应度比较. 如  $\text{Fitness}(\text{Children}_i^{\text{best}}) < \text{Fitness}(\text{Parent}_i)$ ,则将进化子树上优秀精英个体与双亲结点互换,否则保持这棵子树结构不变. 上述建树过程始终保持每棵子树的双亲结点为该进化子树中最优适应度结点;

**Step2** 上述比较和交换操作在各棵划分的进化子树中按照递归方式从树底到树顶逐层展开,经过  $h-1$  次上下迭代交换后,将建立一棵进化正序树,即树中形成的每棵进化子树根结点适应度始终小于其相应孩子结点适应度;

**Step3** 将每棵进化子树  $T_i$  根节点上最优精英个体与相邻子树根节点上最优精英个体进行寻优经验合

作协同共享,通过各棵子树精英合作增强各子种群的寻优性能。

反复执行上述过程,整棵进化树结点适应度值从上至下将逐步增加,子树的根结点为该子种群的局部最优精英个体,整棵进化树的根结点为当前全局最优精英个体,最终将形成一棵多层进化正序树。

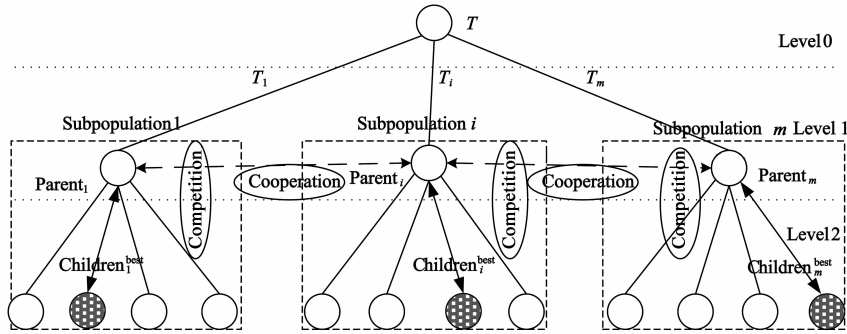


图1 多层自适应进化树竞争与合作混合协同联盟( $s=16, h=3, d_i=4$ )

### 3.2 进化树自适应协同调整

所有进化种群个体被置于上述自适应进化树的每个结点上,由于进化子树选择度集  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_l\}$  是一个有序的递减序列,其对整棵进化种群的自适应调整过程如图 2 和图 3 所示,主要步骤描述如下:

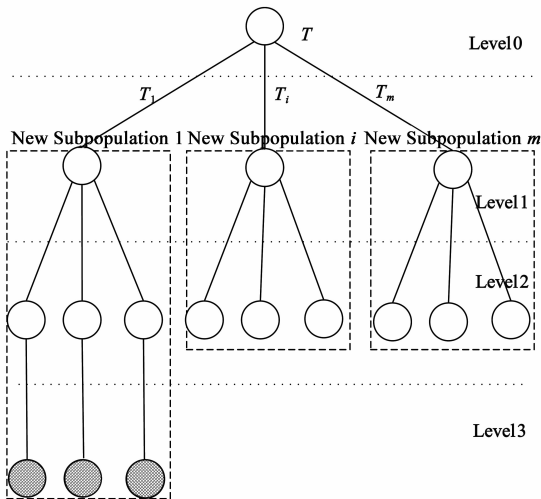


图2 多层进化树自适应协同调整过程(一)( $s=16, h=4, d_i=3$ )

**Step1** 对初始建立的进化树,  $d_i$  相对较大,大部分进化个体将靠近树的根结点,整棵树深度  $h$  相对较小,可进行广度搜索,此时进化树是一棵“胖树”,整体收敛速度快,具有较强的全局搜索性能;

**Step2** 随着整棵进化树选择度  $d_i$  逐步变小,大部分结点上的进化个体将远离进化树根结点,向深度进行探索,则深度  $h$  将逐步变大,进化树逐步演化成一棵“瘦树”,此时进化树具有较强局部搜索性能,鲁棒性较好;

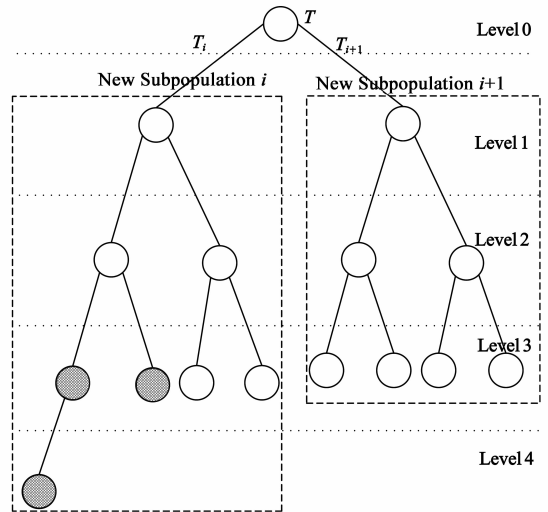


图3 多层进化树自适应协同调整过程(二)( $s=16, h=5, d_i=2$ )

**Step3** 在进化树由“胖树”自适应协同调整为“瘦树”的过程中,将每棵进化子树上具有最大适应度进化个体从原进化子树第  $i$  层叶子结点上调整至 level  $(i+1)$  层叶子结点上;

**Step4** 按照上述步骤对划分的各棵进化子树分别构造其进化正序树,通过反复自适应协同优化调整,最后输出整棵正序树的根结点,即为全局最优精英个体。

## 4 基于信任裕度的多种群精英量子协同博弈模型

### 4.1 信任裕度效用矩阵

为保证种群精英在属性演化约简中整体性能达到最优,对多层自适应进化树上各子种群精英的合作行

为给予相应报酬激励,即确定某一精英在协同演化过程中支付给其他精英的报酬值,可较好地提高种群精英在属性子集中求解最优约简子集性能,为此本文定义从每棵子树中选出精英的相应信任度权重为信任裕度(Trust Margin, TM),整个种群精英信任裕度效用矩阵定义如下:

$$\mathbf{R}_{\text{TM}} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{\text{TM}_1} \\ \vdots \\ \mathbf{R}_{\text{TM}_m} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{\text{TM}_{11}} & \cdots & r_{\text{TM}_{1m}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{\text{TM}_{m1}} & \cdots & r_{\text{TM}_{mm}} \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中  $\mathbf{R}_{\text{TM}_i}$  ( $1 \leq i \leq m$ ) 为第  $i$  个子种群精英对整个种群所有精英产生的信任裕度矢量值,其中对第  $j$  个子种群精英产生信任裕度值为

$$r_{\text{TM}_{ij}} = \frac{\rho_i}{\delta_j} \quad (1 \leq i, j \leq m, i \neq j) \quad (8)$$

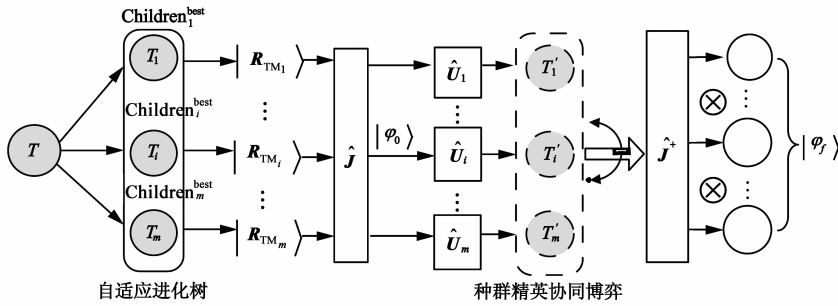


图4 多种群精英量子协同博弈流程图

**Step1** 令每个参与属性演化约简的进化子树  $T_i$  上种群精英  $\text{Children}_i^{\text{best}}$  状态为  $|\mathbf{R}_{\text{TM}_i}\rangle$ , 将该种群所有精英状态进行归一化处理为  $|\mathbf{R}_{\text{TM}_1} \mathbf{R}_{\text{TM}_2} \cdots \mathbf{R}_{\text{TM}_m}\rangle$ ;

**Step2** 通过量子门  $\hat{J}$  将种群精英状态进行纠缠, 形成种群精英初始状态为

$$|\varphi_0\rangle = \hat{J} |\mathbf{R}_{\text{TM}_1} \mathbf{R}_{\text{TM}_2} \cdots \mathbf{R}_{\text{TM}_m}\rangle \quad (9)$$

其中  $\hat{J} = \exp[\gamma \cdot \hat{\sigma}_i^{\otimes m}]$  ( $\gamma \in [0, \frac{\pi}{2}]$ ),  $\hat{\sigma}_i^{\otimes m} =$

$$\underbrace{\hat{\sigma}_1 \otimes \hat{\sigma}_2 \otimes \cdots \otimes \hat{\sigma}_m}_{m}, \hat{\sigma}_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}^{(-1)^i \text{T}}$$

**Step3** 将各进化子树上的种群精英  $\text{Children}_i^{\text{best}}$  策略分别赋以相应酉算子  $\hat{U}_i$ , 当各种群精英相互博弈后, 参与属性演化约简的种群精英所对应的进化子树状态被调整为  $T_i'$ ;

**Step4** 通过量子门  $\hat{J}^+$  进行解纠缠, 求得参与属性演化约简种群精英的最终状态如下:

$$|\varphi_f\rangle = \hat{J}^+ \hat{U}_1 \otimes \hat{U}_2 \otimes \cdots \otimes \hat{U}_m \hat{J} |\mathbf{R}_{\text{TM}_1} \cdots \mathbf{R}_{\text{TM}_m}\rangle \quad (10)$$

其中  $\hat{U}_i(\theta, \phi) = \begin{bmatrix} e^{i\phi} \cos(\theta/2) & \sin(\theta/2) \\ -\sin(\theta/2) & e^{-i\phi} \cos(\theta/2) \end{bmatrix}$ ,  
( $0 \leq \theta \leq \pi, 0 \leq \phi \leq \pi/2$ )

该信任裕度效用矩阵  $\mathbf{R}_{\text{TM}}$  将决定属性博弈约简过程中各精英策略的优劣程度, 各种群精英通过其相应信任裕度  $\mathbf{R}_{\text{TM}_i}$  动态调整将形成稳定的均衡价, 使各种群精英参与属性演化约简效用最终能达到共赢。

## 4.2 多种群精英量子协同博弈机制

在量子计算理论框架下产生的量子博弈论, 不仅存在着量子态的相干、叠加和纠缠, 而且博弈中 Nash 均衡, 使得博弈种群的策略均是对方策略最优反应<sup>[20]</sup>, 各种群精英根据相互博弈时观测到情况将不断调整自身策略, 从而较好地达到演化稳定态。根据多种群精英在属性协同演化时产生的信任裕度效用, 将经典 Eisert 量子博弈模型<sup>[19]</sup>进行扩展, 设计了一种多种群精英量子协同博弈机制, 其主要流程如图4所示。

该机制主要步骤描述如下:

随着量子纠缠度  $\gamma$  增大, 各种群精英在属性演化约简博弈时将根据其信任裕度效用收益不断调整自身策略, 使博弈各方效用更易趋向于博弈 Nash 均衡点。实验结果表明: 随着各种群协同博弈进化, 量子博弈后的各进化子树  $T_i'$  上种群精英将通过确定最佳协同策略使其效能均能达到各自最优, 在每个划分的属性子集上可快速求解到各自最小属性约简集。

因此该多种群精英量子协同博弈机制的引入使参与属性约简的协同种群寻优性能得到较大幅度提高, 可快速而稳定取得 Nash 均衡下全局最优属性约简集。

## 5 AERQG 算法描述

基于上述自适应多层进化树混合协同联盟和基于信任裕度的多种群精英量子协同博弈模型, 本文提出的属性量子博弈均衡约简算法(AERQG)主要思想如下: 首先将待约简属性集分配至自适应多层进化树的不同进化子树节点上; 其次通过竞争与合作混合协同联盟分别实现参与属性子集演化约简种群精英的选取; 再次种群精英通过量子协同博弈演化机制增强其寻优性能, 在划分的属性子集内寻找到各自最优属性约简集, 从而取得 Nash 均衡下全局最优属性约简集。

AERQG 算法的核心步骤描述如下:

**Step1** 将进化种群映射至待约简属性集的近似空间,构建一种属性演化约简进化目标优化模型,将最小属性演化约简转化为进化种群在属性近似空间的目标寻优;

**Step2** 将待约简属性集按进化子树度  $d_i$  大小划分成若干属性子集,并将其各属性分配至各进化子树  $T_i$  相应结点上,这样各划分的属性子集将由不同进化子树进行迭代寻优;

**Step3** 在各棵进化子树  $T_i$  上建立一种自适应多层进化树的混合协同动态寻优结构,进化子树上各个属性结点视为改进的动态多簇结构的蛙群协同算法中各进化蛙个体,通过子树上进化结点动态调整和反复迭代,进化树将逐步由“胖树”演化为“瘦树”,最后挑选出每棵进化子树上优秀精英蛙个体  $Children_i^{best}$ ;

**Step4** 构建进化向量  $H$ ,将参与各属性子集约简的子种群精英性分配至

$$H = \{H(i, E_i) | i \in (1, \dots, m), E_i = Children_i^{best}\} \quad (11)$$

**Step5** 对当前各棵进化子树上优秀精英蛙  $Children_i^{best}$ ,根据信任裕度效用矩阵进行种群精英主体策略的量子协同博弈,选取各自最佳策略,并以改进动态多簇结构的蛙群协同算法在进化向量  $H$  内分别对各划分的属性子集进行属性演化约简获得种群精英最终状态;

**Step6** 计算博弈后进化子树  $T_i'$  上最优精英蛙属性演化约简的目标适应度函数值  $Fitness(Children_i^{best})$ ,取  $t$  次划分且每次划分度为  $d_i (d_i \in D)$  的进化子树适应度平均值为该子树最优适应度值,即

$$\overline{F(x)} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \left( Fitness(Children_i^{best}) \times \frac{|R_{TM_i}|}{|R_{TM}|} \right) \quad (12)$$

**Step7** 求出上述子种群精英在进化子树上最优适

应度所对应的属性约简子集  $Red(C)_i$  以及 Nash 均衡下全局最优属性约简集  $RED_{min} = \bigcup_{i=1}^t Red(C)_i$ .

## 6 仿真实验与分析

为验证本文提出的 AERQG 算法在属性演化约简时优化性能,本文进行了典型 UCI 机器学习数据库 [<http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository.htm>] 上部分数据集属性演化约简仿真实验.实验平台为:Red-Hat Linux 8.0 操作系统,2.5GHz 的 Athlon \* 2 CPU,2GB 内存和 200GB 硬盘,实验中对比算法选取典型的属性演化约简算法:AntRSAR<sup>[4]</sup>,BeeRSAR<sup>[7]</sup>和 TSAR<sup>[8]</sup>,这些算法均使用 C++ 语言编程实现,且独立运行 20 次,取其平均实验结果值.为更好地比较不同算法在属性演化约简时性能,对选用的 6 个 UCI 数据集分别加入 8% 高斯噪音,表 1 给出了四种算法在取得最小属性约简集时平均迭代次数和时间值(最好实验结果用黑体标出),图 5 给出了四种算法属性演化约简的精度比较结果(约简精度定义为属性约简实际准确得到属性数占总属性数比例).从实验结果可以看出,AERQG 算法在 6 个 UCI 数据集上 5 个取得了较好的平均属性演化约简效果:在 Cancer、Hepatitis、Prostate、New-thyroid 和 Primary-tumor 数据集上取得最小属性约简集时的迭代次数、时间值和约简精度均显著优于其它三种算法,AERQG 算法的属性约简精度基本保持在 93% 以上且无特殊的异常值(如图 5 中“+”所示).另外在数据集 Heart-statlog 上 AERQG 算法所取得的平均属性约简结果也比较接近于 TSAR 算法所达到的最好结果:TSAR 算法平均迭代次数为 108,时间为 1.60s,而 AERQG 算法平均迭代次数为 119,时间为 1.67s,AERQG 算法属性约简精度略逊于 TSAR 算法,但两者也比较接近.

表 1 最小属性约简平均迭代次数和运行时间实验比较

Dataset	AntRSAR		BeeRSAR		TSAR		AERQG	
	Iterations	Time/s	Iterations	Time/s	Iterations	Time/s	Iterations	Time/s
Cancer	180	1.81	152	1.43	129	1.32	<b>97</b>	<b>1.04</b>
Hepatitis	175	1.58	138	1.36	137	1.27	<b>113</b>	<b>0.97</b>
Prostate	115	1.65	130	1.84	177	2.14	<b>105</b>	<b>1.23</b>
Heart-statlog	221	2.90	145	1.87	<b>108</b>	<b>1.60</b>	119	1.67
New-thyroid	189	1.92	176	1.89	192	1.87	<b>162</b>	<b>1.53</b>
Primary-tumor	321	7.76	335	8.18	236	6.17	<b>153</b>	<b>4.98</b>

上述仿真实验结果表明 AERQG 算法在含噪音的 UCI 数据集上属性演化约简时采用自适应多层进化树混合协同联盟,使参与属性演化约简种群能较好地进

行全局信息交换和局部深度搜索,快速向全局最小属性约简方向协同收敛,种群精英在基于信任裕度效用矩阵的量子协同博弈均衡演化机制驱动下,通过确定

各自最佳协同博弈策略达到属性约简的最优效能,其求解效率和性能优于相比较的其他算法,稳定取得 Nash 均衡下全局最优属性约简集。

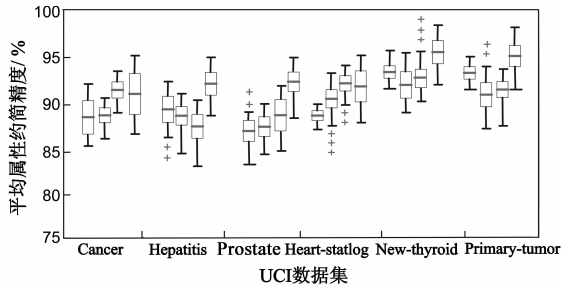


图5 四种算法属性约简平均精度比较

(注:图中每个 UCI 数据集上 4 个盒形图从左至右依次为 AntRSAR, BeeRSAR, TSAR 和 AERQG 算法相应实验结果)

## 7 不完备电子病历 MRI 图像约简与分割应用示范

电子病历蕴藏着巨大的潜在应用价值,其属性约简广泛存在于临床特征选择和决策支持系统中,是众多应用的核心支撑技术。由于病历数据属性所具有的

多样性、不确定性、不完整性和动态性等不完备特征,给病历属性约简带来较大挑战性<sup>[21]</sup>。不完备电子病历系统中脑组织核磁共振成像 MRI 在实际成像极易受噪声、射频场不均匀性以及容积效应等影响,导致其各软组织之间边界比较模糊、不明确和不连续,给 MRI 中相关属性特征准确约简、分割和提取等造成较大困难。本文将提出的 AERQG 算法应用到不完备电子病历 MRI 图像属性协同约简和自适应演化分割中,进行脑软组织的灰质、白质和脑脊液分割,为脑功能、病理和解剖等相关研究提供重要的辅助诊断功能。该应用示范的主要实现框架如图 6 所示,应用中选取两组 MRI 图像分别进行如下实验:一组为添加 5% 高斯噪声的 MRI-1 图像约简与分割,另一组为添加 10% 高斯噪声的 MRI-2 图像约简与分割,实验结果如图 7 和图 8 所示。

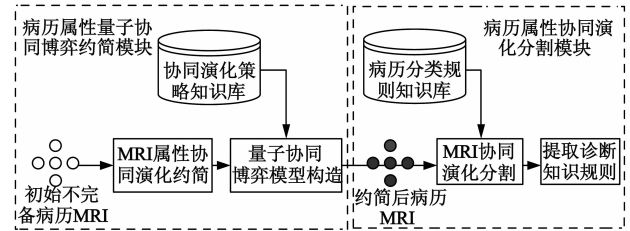


图6 MRI图像属性协同演化约简与分割框架

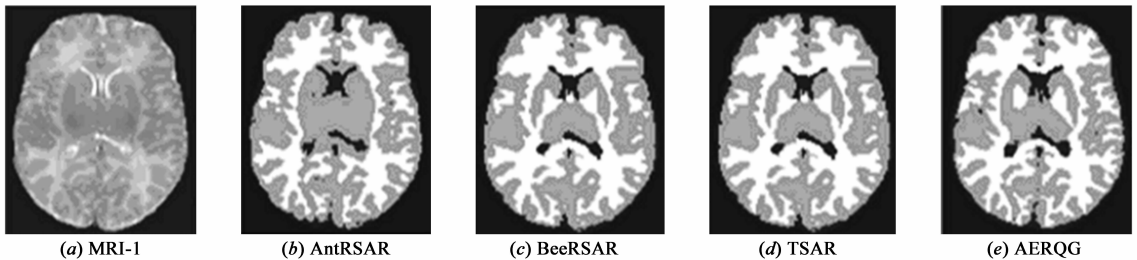


图7 MRI图像属性协同演化约简与分割实验结果(一)



图8 MRI图像属性协同演化约简与分割实验结果(二)

从实验结果可以看出, AntRSAR 算法对两组含高斯噪声的 MRI 图像大部分边界均无法分割,且易陷入局部最优; BeeRSAR 算法和 TSAR 算法虽能分割 MRI 部分边界,但其抗噪声性能不强,对各脑组织的边界处无法准确定位,实际分割效果不佳;而本文提出的 AERQG 算法则对高斯噪声等具有较好抑止作用,对 MRI 轮廓线的初始位置敏感度较强,分割曲线基本可准确定位

到目标边界处,较准确地分割出白质、灰质和脑脊液。表 2 给出了四种算法在两组不同 MRI 图像上实际分割时运行时间 (Run Time, RT/s) 和分割成功率 (Success Rate, SR/%) ,可见 AERQG 算法运行时间要明显少于 AntRSAR、BeeRSAR 和 TSAR 算法,且分割成功率也相对较高,这进一步表明 AERQG 算法能有效克服 MRI 图像中噪音,快速而准确提取图像目标轮廓,约简和分割综

合性能较佳。

综上,本文提出的 AERQG 算法应用到不完备电子病历脑组织 MRI 属性约简与分割复杂实际问题寻优时,各演化种群通过获得各自 MRI 属性特征约简最优值而达到整体最优,高效而快速地完成 MRI 图像分割,且对图像中噪音等具有较强的鲁棒性和稳定性,分割效果较符合实际解剖结构结果。该应用示范为粗糙集属性演化约简算法在不完备电子病历系统中实际应用提供了较好的研究思路和方法。

表 2 四种算法对两组 MRI 约简和分割性能比较

MRI	AntRSAR		BeeRSAR		TSAR		AERQG	
	RT/s	SR/%	RT/s	SR/%	RT/s	SR/%	RT/s	SR/%
MRI-1	29.7	80.3	25.3	85.1	22.2	87.1	18.3	92.3
MRI-2	56.3	79.7	47.7	78.3	43.6	84.9	29.2	89.1

## 8 结论

本文为进一步完善粗糙集属性演化约简协同机制,提出了一种基于种群混合协同联盟的属性量子博弈均衡约简算法(AERQG)。该算法采用竞争和合作混合协同的自适应进化树联盟和基于信任裕度的量子协同博弈模型,使每个划分的子种群通过自适应协同博弈进化策略寻找到各自最优属性约简子集,从而取得 Nash 均衡下全局最优属性约简集。实验结果表明本文提出的 AERQG 算法是可行的和有效的。

本文接下来将深入研究种群精英博弈主体在有限理性下所涌现的自发合作行为,提出更为实际的量子协同博弈演化稳定策略,探索建立一种更为高效的三维 MRI 图像约简和分割系统,尝试对年龄在 6-8 个月期间婴儿脑图像白质和灰质组织区分度低的 MRI 进行约简与分割,为脑疾病早期辅助诊断和预警等提供重要的决策支持分析等。

## 参考文献

[1] Z Pawlak. Rough Sets: Theoretical Aspects of Reasoning About Data[M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publisher, 1991.

[2] 苗夺谦,李道国.粗糙集理论、算法与应用[M].北京:清华大学出版社,2008.

Miao Duqian, Li Daoguo. Rough Set Theory, Algorithm and Application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008. (in Chinese)

[3] S K M Wong, W Ziarko. On optimal decision rules in decision tables[J]. Bulletin of Polish Academy of Science, 1985, 33(11): 693-696.

[4] R Jensen, Q Shen. Finding rough set reducts with ant colony optimization[J]. Journal of Fuzzy Sets and Systems, 2005, 49: 5-20.

[5] Y M Chen, D Q Miao, R Z Wang. A rough set approach to feature selection based on ant colony optimization[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(3): 226-233.

[6] X Y Wang, J Yang, X Teng, et al. Feature selection based on rough sets and particle swarm optimization[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 459-471.

[7] N Suguma, K Thanushkodi. A novel rough set reduct algorithm for medical domain based on bee colony[J]. Journal of Computing, 2010, 2(6): 49-54.

[8] A R Hedar, J Wang, M Fukushima. Tabu search for attribute reduction in rough set theory[J]. Soft Computing, 2008, 12(9): 909-918.

[9] 丁卫平,王建东,管致锦.基于量子蛙群协同进化的粗糙属性快速约简[J].电子学报,2011,39(11):2597-2603.

Weiping Ding, Jiandong Wang, Zhijin Guan. Efficient rough attribute reduction based on quantum frog leaping co-evolution[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(11): 2597-2603. (in Chinese)

[10] M A Potter, K A De Jong. A cooperative coevolutionary approach to function optimization[A]. Proceedings of the Third International Conference on Parallel Problem Solving from Nature(PPSN III)[C]. Berlin: Springer-Verlag, 1994. 249-257.

[11] F van den Bergh, A P Engelbrecht. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 225-239.

[12] Jinwei Gu, Manzhan Gu, Cuiwen Cao, et al. A novel competitive co-evolutionary quantum genetic algorithm for stochastic job shop scheduling problem[J]. Computers & Operations Research, 2010, 37(5): 927-937.

[13] C K Goh, K C Tan, D S Liu, et al. A competitive and cooperative co-evolutionary approach to multiobjective particle swarm optimization algorithm design[J]. European Journal of Operational Research, 2010, 202(1): 42-54.

[14] S G Ficici, J B Pollack. A game-theoretic approach to the simple coevolutionary algorithm[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature(PPSN VI)[C]. Berlin: Springer-Verlag, 2000. 467-476.

[15] S G Ficici, O Melnik, J B Pollack. A game-theoretic and dynamical systems analysis of selection methods in coevolution[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2005, 9(6): 580-601.

[16] R P Wiegand, W C Liles, K A De Jong. Analyzing cooperative coevolution with evolutionary game theory[A]. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation(CEC)[C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2002. 1600-1605.

[17] K B Sim, J Y Kim, D W Lee. Game theory based coevolutionary algorithm: A new computational coevolutionary approach[J]. International Journal of Control, Automation, and Sys-



tem, 2004, 2(4): 463 – 474.

- [18] M Nielsen, I Chuang. Quantum Computation and Quantum Information[M]. London: Cambridge University Press, 2000.
- [19] J Eisert, M Wilkens, M Lewenstein. Quantum game and quantum strategies[J]. Physical Review Letters, 1999, 83(15): 3077 – 3080.

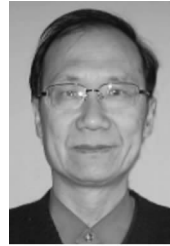
- [20] N G Pavlidis, K E Parsopoulos, M N Vrahatis. Computing Nash equilibria through computational intelligence methods[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2005, 175(1): 113 – 136.
- [21] W A Hyman. Effects of electronic medical records: causation versus correlation[J]. Biomedical Safety & Standards, 2012, 42(1): 1 – 3.

## 作者简介



丁卫平 男, 1979年1月出生于江苏金坛. 2013年在南京航空航天大学获博士学位, 现为南通大学计算机科学与技术学院副教授, CCF和ACM会员. 主要研究方向数据挖掘、协同进化和医学信息智能处理等.

E-mail: ding.wp@ntu.edu.cn



王建东 男, 1945年出生于江苏南京. 1967年毕业于上海交通大学无线电系, 现为南京航空航天大学教授、博士生导师. 主要研究方向人工智能和知识工程等.