

# 基于粗集分类和遗传算法的知识库集成方法<sup>\*</sup>)

郭平 程代杰

(重庆大学计算机学院 重庆400045)

## The Methods of Knowledge Database Integration Based on the Rough Set Classification and Genetic Algorithm

GUO Ping CHENG Dai-Jie

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400045)

**Abstract** As the base of intelligent system, it is very important to guarantee the consistency and non-redundancy of knowledge in knowledge database. Since the variety of knowledge sources, it is necessary to dispose knowledge with redundancy, inclusion and even contradiction during the integration of knowledge database. This paper researches the integration method based on the multi-knowledge database. Firstly, it finds out the inconsistent knowledge sets between the knowledge databases by rough set classification and presents one method eliminating the inconsistency by test data. Then, it regards consistent knowledge sets as the initial population of genetic calculation and constructs a genetic adaptive function based on accuracy, practicability and spreadability of knowledge representation to carry on the genetic calculation. Lastly, classifying the results of genetic calculation reduces the knowledge redundancy of knowledge database. This paper also presents a framework for knowledge database integration based on the rough set classification and genetic algorithm.

**Keywords** Rough set, Classification, Genetic algorithm, Knowledge database, Integration

### 1 前言

知识库被广泛地应用于专家系统和智能信息系统中。这些系统对知识库的基本要求是其中知识的一致性、完备性和准确性<sup>[1]</sup>,知识库使用、维护的方便性。由于知识获取困难,许多知识(特别是领域知识)往往来自领域内的不同专家和外部环境,由此造成这些知识存在冗余、包含、甚至矛盾。例如,一个医疗诊断专家系统中的知识通常不是某一个医疗专家的知识,而是相关领域众多专家知识的综合。不同的专家对同一病症可能存在不同的诊断和处治,将他们的知识简单地集成在一起必然出现冗余、包含、甚至矛盾。知识库的集成就在于消除这些冗余、包含、矛盾。

遗传算法是基于生物“适者生存,优胜劣汰”原理发展起来的通用问题求解方法<sup>[2]</sup>。它用简单的编码技术来表示复杂的数据结构,并通过对编码的遗传操作(选择、变异、杂交)来提高遗传种群的适应性,以获得问题的满意解或最优解。

Gaines & Shaw<sup>[3]</sup>和 Baral, Kraus & Minker<sup>[4]</sup>研究了多知识的集成技术,指出知识的集成将在专家系统建设中扮演重要的角色。Medsker, Tan & Turban<sup>[5]</sup>指出集成多知识源对专家系统的开发有四个方面的好处:(1)知识重用,(2)知识更有效,(3)知识更综合,(4)用计算机完成的集成较人工集成更快和便宜。文[6]认为知识集成是多目标优化问题,由于搜索空间太大,因此很难找到最优解。

Wang, Hong 和 Tesng<sup>[7~9]</sup>提出了分布式环境下在规则级基于遗传算法的知识集成策略。他们将知识集成分为知识编码和集成两个阶段。第一阶段首先将不同知识源的知识转

换成统一的内部表示,然后再用等长度的二进制串进行编码。第二阶段以第一阶段的编码集作为初始种群进行遗传计算,当种群的适应度达到预定的要求时,遗传计算结束。再对最后获得的种群进行解码,得到集成的知识库。在文[10]中,他们又在第二阶段增加了知识求精过程,通过专家的交互进一步改进知识库的质量。

我们认为,自动的知识集成过程改善了知识库构建的速度,但与专家的交互却使得知识库构建的速度放慢,并且可能在知识库中引入新的不一致性,甚至矛盾。本文提出了一种知识库集成的新模式,在不同知识源的知识被统一编码后,利用粗集的分类特征确定出无矛盾的遗传初始种群。进一步,采用遗传算法进行处理获得最终的知识种群,最后进行独立性检查,去掉其中的冗余知识获得一致的、高质量的集成知识库。

### 2 知识库集成框架

在文[12]的基础上,我们提出知识库集成框架如图1所示。

不同的知识库表示不同的知识源,假设知识以产生式规则的形式表示为

$$r: p \rightarrow q \quad (1)$$

其中,前件  $p$  和结论  $q$  都是合取范式。词汇表中保存所有规则使用的词汇(逻辑谓词、变量、逻辑常数等)及其编码。

将知识用词汇表中对应的编码表示出来便形成知识的中间表示形式,结构为:

$$r': p_1 \wedge p_2 \wedge \dots \wedge p_n \rightarrow q \quad (2)$$

要求:所有  $r'$  的前件包含的项数相同(当不满足此要求时,在

<sup>\*</sup>) 本文的研究得到国家十五攻关项目(编号:2002BA107B)资助。郭平 副教授,研究方向:数据仓库与数据挖掘,定性推理, GIS。程代杰 教授,研究方向:数据挖掘,信息系统与信息网络。

前件表示中加若干个恒真值(true),且  $r'$  的后件是单谓词或逻辑常数。

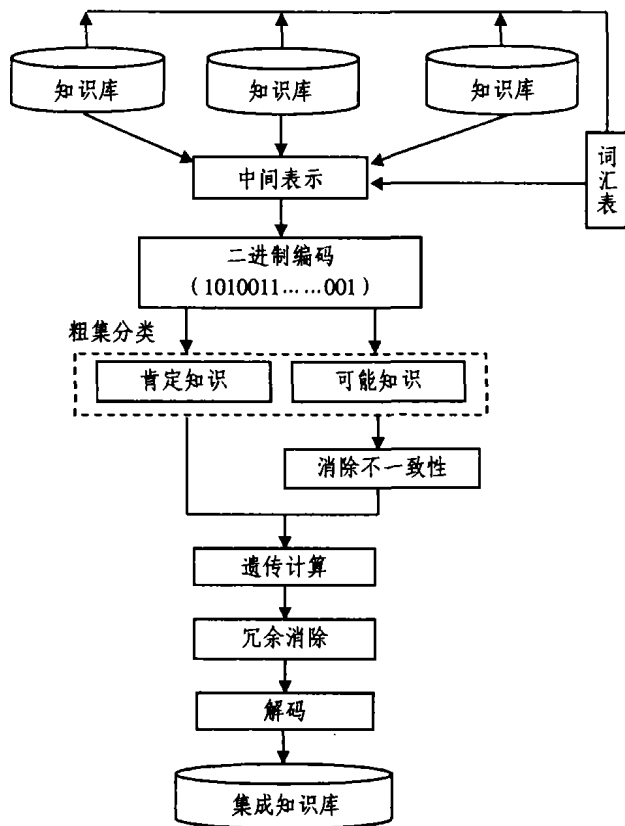


图1 知识库集成框架

将中间表示再进行二进制编码便可形成等长的二进制字符串编码。注意编码时应采用 Gray 编码,以有效地避免 Hamming 悬崖<sup>[11]</sup>。

遗传算法形成的最终种群经过独立性检查后,采用与上述过程编码相反的解码过程,最后形成集成知识库。

### 3 粗集分类

粗集是处理不确定问题和不确定知识的常用数学工具。假设  $U$  为论域, $U$  上的等价关系  $R$  将  $U$  划分为等价类  $U_R$ 。从知识库的观点来讲,每个等价类被称为一个概念,即一条知识(规则)。换句话说,每个等价类唯一地表示了一个概念,属于一个等价类的不同元素对该概念是不可区分的。

显然,每个等价类都是  $U$  的子集。

**定义1** 对于  $U$  的任意子集  $A$ ,

$$\underline{Apr}_R(A) = \{x | x \in U_R \wedge x \subset A\}$$

$$Apr_R(A) = \{x | x \in U_R \wedge A \cap x \neq \emptyset\}$$

分别称为  $A$  的下近似和上近似。

**定义2** 对于  $U$  的任意子集  $A$ ,

$$BND_R(A) = Apr_R(A) - \underline{Apr}_R(A)$$

称为  $A$  的边界。

经 Gray 编码并删除冗余后的知识被视为论域  $U = \{u_i\}$ :

$$u_i: p_{i1} \wedge p_{i2} \wedge \dots \wedge p_{in} \rightarrow q_i \quad (3)$$

构造关系  $R$ :

$$R: u_i, u_j \Leftrightarrow u_i \text{ 的逻辑前件} = u_j \text{ 的逻辑前件}, \forall u_i, u_j \in U \quad (4)$$

显然, $R$  是  $U$  上的等价关系。由此得到的  $U_R$  形成对  $U$  的一种等价分类。

$U$  中知识的结论部分  $q_i$  组成的集合记为  $Q = \{q_i\}$ 。记:  $U_i = \{u_j | u_j \in U, u_j \text{ 的结论部分 } q_j = q_i\}$ ,称  $Apr_R(U_i)$  和  $\underline{Apr}_R(U_i)$

分别为相对  $U_i$  的可能知识集和肯定知识集。

**定理1**  $Apr_R(U_i)$  中的知识是无矛盾的,  $BND_R(U_i)$  中的知识可能有矛盾。

证明:先证明  $Apr_R(U_i)$  中的知识无矛盾。 $\forall u_j, u_k \in Apr_R(U_i)$ , 由定义  $u_j, u_k \in U_i$ , 故  $u_j, u_k$  有相同的逻辑结论。有两种情况:

①当  $u_j, u_k$  属于  $U_R$  的同一个等价类时,它们又有相同的逻辑前件,因此无矛盾。

②当  $u_j, u_k$  属于  $U_R$  的不同等价类时,它们有不同的逻辑前件,因此也无矛盾。

故  $Apr_R(U_i)$  中的知识无矛盾。

再证明  $BND_R(U_i)$  中的知识可能有矛盾。 $\forall u_j, u_k \in BND_R(U_i)$ , 有四种情况:

①当  $u_j, u_k$  属于  $U_R$  的相同等价类和某个  $U_m$  时,它们有相同的逻辑前提和相同的逻辑结论,故无矛盾。

②当  $u_j, u_k$  属于  $U_R$  的相同等价类和不同的  $U_m$  时,它们有相同的逻辑前件和不同的逻辑结论,出现矛盾。

③当  $u_j, u_k$  属于  $U_R$  的不同等价类和相同的某个  $U_m$  时,则它们有不同的逻辑前件和相同的逻辑结论,无矛盾。

④当  $u_j, u_k$  属于  $U_R$  的不同等价类和不同的  $U_m$  时,则它们有不同的逻辑前件和不同的逻辑结论,无矛盾。证毕。

### 4 不一致性消除

要使集成后的知识库中的知识无矛盾,根据定理1需要修正每个  $U_i$  的边界  $BND_R(U_i)$ ,分为以下步骤:

第一步,对每个  $U_i$  计算:  $\underline{BND}_R(U_i) = \{u_j | u_j \in BND_R(U_i), q_j \in \{q_k | u_k \in \underline{Apr}_R(U_i)\}\}$

第二步,计算:  $\underline{BND}_R(U) = \bigcup \underline{BND}_R(U_i)$

第三步,进一步消除  $\underline{BND}_R(U)$  中的矛盾。先作如下定义。

**定义3** 假设有测试对象集  $\Omega$ 。对象  $o \in \Omega$  被知识  $u_i$  正确预测指  $u_i$  的前件被  $o$  满足且  $u_i$  的结论与  $o$  的结论一致。记被  $u_i$  正确预测的对象集合为  $\Omega_{u_i}$ 。对象  $o \in \Omega$  被知识  $u_i$  错误预测指  $u_i$  的前件被  $o$  满足但  $u_i$  的结论与  $o$  的结论不一致。记被  $u_i$  错误预测的对象集合为  $\bar{\Omega}_{u_i}$ 。

对  $\underline{BND}_R(U)$  中的所有知识,计算它们能正确预测的对象集合,并按各集合元素数目从大到小排序。相应地,用于预测的知识也被排序。

进一步消除  $\underline{BND}_R(U)$  中矛盾的策略是:如果相互矛盾的知识  $u_i, u_j \in \underline{BND}_R(U)$  且排序中  $u_i$  在  $u_j$  之前,则从  $\underline{BND}_R(U)$  中删除  $u_j$ ,否则删除  $u_i$ 。

删除  $u_i$  或  $u_j$  后的  $\underline{BND}_R(U)$  仍记为  $\underline{BND}_R(U)$ 。由此,将

$$\underline{U} = \bigcup \underline{Apr}_R(U_i) \cup \underline{BND}_R(U) \quad (5)$$

作为遗传算法的初始种群。

**定理2**  $\underline{U}$  中的知识是无矛盾的。

证明: $\forall u_j, u_k \in \underline{U}$ ,分三步证明。

①  $u_j, u_k \in \underline{Apr}_R(U_i)$ , 有两种情况:

(1)若  $u_j, u_k \in \underline{Apr}_R(U_i)$ , 由定理1,  $u_j$  与  $u_k$  无矛盾。

(2)若  $u_j \in \underline{Apr}_R(U_i), u_k \in \underline{Apr}_R(U_m)$ , 且  $i \neq m$ 。

由下近似的定义有:  $u_j \in U_i$  与  $u_k \in U_m$ , 即  $u_j, u_k$  有不同的逻辑结论。再由下近似的定义,  $\exists x \in U_R, x \subset U_i$ , 且  $u_j \in x$ 。同理,  $\exists y \in U_R, y \subset U_m$ , 且  $u_k \in y$ 。我们来说明  $x \neq y$ 。

若  $x = y$ , 有  $u_j \in x = y \subset U_m$ , 此即:  $u_j$  与  $u_k$  有相同的逻辑结论,这与  $u_j$  与  $u_k$  有不同的逻辑结论相矛盾。故:  $x \neq y$ , 即

$u_i$  与  $u_j$  有不同的逻辑前件。

因此,  $u_i$  与  $u_j$  有不同的逻辑前件和不同的逻辑结论,  $u_i$  与  $u_j$  无矛盾。

②  $u_i \in \underline{U}_{ApR_R}(U_i)$ ,  $u_k \in \underline{BND}(U)$ , 并假设  $u_i, u_k$  相互矛盾, 即:  $u_i, u_j$  有相同的前件, 但结论部分不同。

由下近似的定义,  $\exists m$  和  $x \in U_R$  使得:

$$u_i \in x, x \subset U_m$$

又由于  $u_i$  与  $u_k$  有相同的前件和  $U_R$  的定义, 有  $u_i \in x \subset U_m$ 。此即:  $u_i$  与  $u_k$  有相同的结论  $q_m$ 。这与假设矛盾。故  $u_i$  与  $u_k$  不矛盾。

③  $u_i, u_k \in \underline{BND}(U)$ 。按前述  $\underline{BND}(U)$  构造过程的第三步,  $u_i$  与  $u_j$  之间无矛盾。证毕。

## 5 遗传计算

由(5)式获得的知识集  $\underline{U}$  被遗传算法作为初始种群进行进化计算。每次都选择当前适应度最大的两个父类知识来杂交或选择当前适应度最大的一个父类来产生变异生成其后代。

为确定知识的适应度, 假设测试对象集合为  $\Omega$ , 且  $\Omega_{u_i}$  与  $\Omega_{u_j}$  的含义如上节定义3。

定义4 对  $\forall u_i \in \underline{U}$  和测试对象集  $\Omega$ ,

$$Accuracy(u_i) = \begin{cases} 0 & |\Omega_{u_i}| + |\Omega_{\neg u_i}| = 0 \\ \frac{|\Omega_{u_i}|}{|\Omega_{u_i}| + |\Omega_{\neg u_i}|} & |\Omega_{u_i}| + |\Omega_{\neg u_i}| \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

称为  $u_i$  的精度。  $|\Omega_{u_i}|$  为集合  $\Omega_{u_i}$  中对象的数目。

由(6)式知精度的范围是  $[0, 1]$ , 精度值越大相应的知识对对象的预测越准确, 因此它应与适应度成正比。

一个对象  $o \in \Omega$  可以被一条或多条知识正确预测时,  $\underline{U}$  中每条知识的可用性是有区别的。

定义5 当一个对象仅能被一条知识正确预测时, 这条知识就成为能正确地预测该对象的唯一知识, 规定该知识的可用性是1。当一个对象能被  $m$  条知识正确预测时, 每条知识对该对象的可用性规定为  $1/m$ 。

定义6 知识  $u_i \in \underline{U}$  相对于对象集合  $\Omega$  的可用性定义为:

$$Utility(u_i) = \frac{\sum_{o \in \Omega} \Phi(u_i, o)}{\sum_{u \in \underline{U}} \Phi(u, o)} \quad (7)$$

其中:

$$\Phi(u_i, o) = \begin{cases} 1 & o \text{ 被 } u_i \text{ 正确预测} \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

由(7)式可知, 知识  $u_i$  可用性越大该知识对于知识库来讲越重要。因此, 可用性应与适应度成正比。

评价知识的另一个参数是它对测试对象集合的概括能力, 它表示知识前件被测试对象满足的情况。

定义7 知识  $u_i \in \underline{U}$  对测试对象集合  $\Omega$  的概括性定义为:

$$Coverage(u_i) = |\Omega_{u_i}| + |\Omega_{\neg u_i}| \quad (8)$$

显然, 概括性越大表示知识的概括能力越强。集成知识库中知识的概括性越高, 知识的冗余就越低。

对集成的知识库中的知识来讲, 理想的情况是精度、可用性和概括性都最大。但是, 通常这三者不能同时被满足。Wang, Hong 和 Tesng 在文[12]中采用了一种折衷方案来计算适应性, 但其计算过程较复杂。

一种较为简便的适应性计算是定义适应性函数  $f$  为:

定义8 对  $\forall u_i \in \underline{U}$ ,

$$f(u_i) = accuracy(u_i) * Utility(u_i) * Coverage(u_i) \quad (9)$$

按(9)式, 可以采用简单遗传算法(SGA)来完成遗传计算。

计算中应注意:

①首先将适应函数值最大(及次大)的知识取出进行进化, 然后从测试对象集合中删除已被概括的对象和已被进化计算的知识, 再重复进化计算。

②每次进化计算之前可以根据被上次计算删除的测试对象多少确定是否重新计算精度、可用性和概括性。

③一个进化阶段的结束标志为待进化知识集为空。

④SGA 结束的条件可以设置为适应性函数  $f$  的最小值大于某个阈值。

## 6 冗余性检查与消除

经遗传计算获得的知识库中的每条知识具有相同的长度, 再经解码处理后成为中间表示形式(2)式, 为方便叙述, 我们将它记为:

$$r: p_{i1} \wedge p_{i2} \wedge \dots \wedge p_{in} \rightarrow q_i \quad (10)$$

相应的知识库仍记为  $\underline{U}$ 。

冗余性检查包含两方面的内容: 一是消去(10)式前件中的永真项, 二是消去冗余知识以简化知识库。

消去永真项只要对知识库中的知识逐条地进行检查处理便可完成, 并且经过永真项消去的知识库不改变原知识库的表示能力。

知识库中冗余知识主要表现为知识等价、冗余知识链、冗余条件以及知识从属<sup>[1]</sup>。

与前述类似的方法, 我们按结论部分对  $\underline{U}$  进行分类:

$$U_i = \{r | r \in \underline{U}, r \text{ 的结论部分} = q_i\}$$

显然, 知识等价、冗余条件以及知识从属的检查与消除只需对每个  $U_i$  进行就可以了。进一步, 只需检查  $U_i$  中知识的前件就可以了。

冗余知识链的检查可以采用基于 Petri 网的检查方法, 从而消除  $\underline{U}$  中的冗余知识链。

总结 遗传算法的应用研究不象它的基本框架那样具有普适性, 而必须根据应用问题解决遗传计算中的初始种群、适应度和收敛条件等具体问题。这里的主要难点在于适应度函数的构造和怎样评价适应度计算值的合理性, 一般是没有准则的。

文中所讨论的以遗传算法和粗集理论为基础的知识库集成系统较好地解决了遗传计算初始种群在一阶逻辑上的无矛盾性。对适应度的计算改进了文[12]中的方法, 使计算的复杂度降低。最后通过冗余知识的检查与消除保证了集成知识库的一致性。

粗集理论对处理不确定性知识具有特别的长处, 将它与遗传算法结合起来研究不确定知识系统的集成和开发是很有意义和值得关注的方向。

## 参考文献

- 王永庆. 人工智能原理与方法. 西安: 西安交通大学出版社, 1998
- 潘正君, 康立山, 陈毓屏. 演化计算. 北京: 清华大学出版社, 1998
- Gaines B R, Shaw M L. Eliciting knowledge and transferring it effectively to a knowledge-based system. IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering, 1993, 5 (1): 4~14
- Baral C, Kraus S, Minker J. Combining multiple knowledge bases. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1991, 3

- (2):208~220
- 5 Yuan Y, Zhuang H. A genetic algorithm for generating fuzzy classification rules. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 84: 1~19
  - 6 Medsker L, Tan M, Turban E. Knowledge acquisition from multiple experts: problems and issues. *Expert Systems with Applications*, 1995, 9(1): 35~40
  - 7 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. Knowledge integration by genetic algorithms. In: *Proc. of the Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress*, 1997, 2: 404~408
  - 8 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. A genetic fuzzy-knowledge integration framework. In: *The Seventh Intl. Conf. of Fuzzy Systems*, 1998. 1194~1199
  - 9 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. Integrating membership functions and fuzzy rule sets from multiple knowledge sources. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 112: 141~154
  - 10 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. A Genetics-Based Approach to Knowledge Integration and Refinement. *Journal of Information Science and Engineering*, 2001, 17
  - 11 Mathias K E, Whity L D. Transforming the Search Spacs with Gray Coding. In: *Proc. of the 1st IEEE Intl. Conf. On Evolutionary Computation*, Orlando, Florid, USA, IEEE Press, 1994. 519~542
  - 12 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. A Coverage-based Genetic Knowledge-integration Strategy. *Expert Systems with Applications*, 2000, 19: 9~17
  - 13 曾黄麟. 粗集理论及其应用——关于数据推理的新方法. 重庆: 重庆大学出版社, 1998

(上接第15页)

移民操作和量子交叉操作都可实现宇宙间信息的交互,但两者侧重点不同。前者是将最佳个体按确定的拓扑结构和移民策略,在各宇宙中传递;后者是将各宇宙的演化目标通过量子交叉的方式进行交互。两者相辅相成,使得整个系统的收敛速度加快,运算效率提高,且能有效地避免早熟收敛。

#### 4 量子遗传算法的应用现状

量子遗传算法的研究尚处于起步阶段,因而相关的研究也局限于有限的几个方面。

文[8]采用 GQA 求解 0-1 背包问题,验证了算法的高效性。实验中分别采用 100 个、250 个和 500 个物体的标准数据,采用 GQA 进行优化求解,其结果明显优于 CGA。

文[12]采用 QGA 进行函数优化。分别选取 De Jong 提出的单峰函数和 Rosenbrock 多峰函数作为优化的对象,其结果明显优于 CGA 和 GQA。

文[13]将 QGA 应用于金融信息的数据挖掘,求解时间序列中频繁模式发现问题,取得了优于 CGA、小生境遗传算法和 GQA 的满意效果。

文[9, 10]将 QGA 和 MPQGA 与独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 算法相结合,提出了基于 QGA 和 MPQGA 的盲源分离新算法。仿真结果表明 QGA 和 MPQGA 的运算效率比 CGA 高 5~15 倍<sup>[11]</sup>。

文[10]还采用马尔可夫链证明了 MPQGA 算法的各态遍历性,从而在理论上证明了算法的全局收敛性。

从理论上说,凡是可采用遗传算法进行优化求解的领域都是量子遗传算法的应用对象,因而比起 CGA,上述应用范围是远远不够的。扩大量子遗传算法的应用范围是当务之急。

#### 5 量子遗传算法的研究方向

量子遗传算法的发展可以归结为求解具有挑战性的计算问题的应用研究和基础理论研究两个方面:

(1) 面向应用是量子遗传算法研究的主攻方向。其应用研究内容应包括:

① 面向具体的重大挑战问题的算法设计是应用研究的主流,特别是与并行计算的结合,具有重大的现实意义;

② 把量子遗传算法与传统的优化算法结合,是面向问题的算法设计的一条有效途径,可以充分发挥两者的潜能,构造出性能更优良的算法;

③ 与其他学科和技术结合,如电子学、工程学、机器人学等结合,可望形成全新的学科领域。

(2) 量子遗传算法问世不久,其理论基础尤显薄弱,后续的理论研究可集中在下列范畴:

① 算法的收敛性分析是理论研究的一个主要方面,对算法的设计和改进行有直接指导意义;

② 建立量子遗传算法机理分析的数学模型,是改进收敛性与收敛速度分析和算法各成分分析的基础;

③ 量子遗传算法的计算复杂性研究也是理论研究的一个重要方面,目的是对算法的实际性能提供客观的评价标准;

④ 量子遗传算法的统一理论基础的建立更是算法理论研究的重任,是理论研究的根本目标。

#### 参考文献

- 1 Feynman R P. Simulating Physics with Computers. *International Journal of Theoretical Physics*, 1982, 26(21): 467~488
- 2 Bennett C H, DiVincenzo D P. Quantum Information and Computation. *Nature*, 2000, 404: 247~255
- 3 Shor P W. Algorithms for Quantum Computation; Discrete Logarithms and Factoring. In: Goldwasser S, ed. *Proc. of the 35<sup>th</sup> Annual Symposium on the Foundation of Computer Sciences*, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1994, 20~22
- 4 Grover L K. A Fast Quantum Mechanical Algorithm for Database Search. In: *Proc. 28<sup>th</sup> Annual ACM Symposium on the Theory of Computing*, Philadelphia, Pennsylvania, ACM Press, 1996, 212~221
- 5 解光军, 庄镇泉. 量子神经网络. *计算机科学*, 2001, 28(7): 1~6
- 6 宋辉, 戴葵, 王志英. 量子算法模拟系统现状. *计算机科学*, 2000, 27(9): 1~3
- 7 Narayanan A, Moore M. Quantum Inspired Genetic Algorithms. In: *Proc. of the 1996 IEEE Intl. Conf. on Evolutionary Computation (ICEC96)*, Nogaya, Japan, IEEE Press, 1996. 41~46
- 8 Han K-H. Genetic Quantum Algorithm and its Application to Combinatorial Optimization Problem. In: *IEEE Proc. Of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, San Diego, USA, IEEE Press, July 2000. 1354~1360
- 9 Yang Junan, Zhuang Zhenquan. Research of Quantum Genetic Algorithm and Its Application in Blind Source Separation. *Journal of Electronics (China)*, 2003, 20(1): 62~68
- 10 Yang Junan, Zhuang Zhenquan. Multi-Universe Parallel Quantum Genetic Algorithm and Its Application in Blind Source Separation. *Network; Computation in Neural Systems*, Submitted
- 11 Yang Jun'an, Zhuang Zhenquan. Research & Realization of Image Separation Method Based on Independent Component Analysis & Genetic Algorithm. *International Congress on Image and Graph 2002 (ICIG2002)*, Hefei, China, SPIE Press, 2002. 575~582
- 12 Li Bin, Zhuang Zhenquan. Genetic Algorithm based-on the Quantum Probability Representation. *Intelligent Data Engineering and Automated Learning 2002 (IDEAL 2002)*, Manchester, UK, Springer-Verlag, 2002. 500~505
- 13 李斌. 金融时间序列数据挖掘关键算法研究. [中国科学技术大学博士学位论文]. 2001, 7