

基于粗糙集数据分析的可拓推理机制研究

赵 锐 余永权 张 静

(广东工业大学计算机学院 广州 510006)

摘 要 目前可拓变换推理中的可拓变换主要依靠历史资料、人为指定或过往经验来进行,这大大制约了可拓变换在智能化推理中的应用。为解决此问题,提出了一种基于粗糙集数据分析的可拓推理机制。该机制首先采用粗糙集对数据进行分析来获取分类及规则知识,然后利用这些知识来指导可拓推理,从而实现了可拓变换及推理的可控性和高效性,为可拓推理的智能化应用奠定了基础。

关键词 可拓推理,粗糙集,数据分析

中图法分类号 TP18 **文献标识码** A

Research on Extension Reasoning Methods Based on Rough Set Data Analysis

ZHAO Rui YU Yong-quan ZHANG Jing

(Faculty of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract In the old extension transformation reasoning, extension transformation used historical information or personal experience, which restricted its application in intelligentized reasoning. For solving the problem, an extension reasoning method based on rough set data analysis was proposed. The method gained some classified and rule knowledge by analyzing data with rough set firstly, then used the information to guide extension reasoning, which will make extension transformation reasoning become easy control and good efficiency and lay a foundation for its application in intelligentized reasoning.

Keywords Extension reasoning, Rough set, Data analysis

1 引言

解决矛盾问题的工具是可拓变换^[1,2]。通过可拓变换,使求知问题中的不可知问题变为可知问题,使求行问题中的不可行问题转化为可行问题,使假命题变为真命题,使错误的推理转化为正确的。

可拓变换,是把一个对象变为另一个对象或者分解为若干个对象的过程。可拓变换可以用事元形式化表示为^[3]:

$$T = \begin{bmatrix} d & b_1, & u_1 \\ & b_2, & u_2 \\ & b_3, & u_3 \\ & b_4, & u_4 \\ & b_5, & u_5 \\ & b_6, & u_6 \\ & b_7, & u_7 \\ & \dots & \dots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{变换} & \text{支配对象,} & u_1 \\ & \text{接受对象,} & u_2 \\ & \text{变换结果,} & u_3 \\ & \text{施动对象,} & u_4 \\ & \text{方法,} & u_5 \\ & \text{工具,} & u_6 \\ & \text{时间,} & u_7 \\ & \dots & \dots \end{bmatrix}$$

式中, d 是动作的名称,表示实施的变换的名称,即 $d \in \{\text{置换, 分解, 增加, 删减, 扩大, 缩小, } \dots\}$ 。

上述变换 T 可以解析为: u_4 在时间 u_7 ,以 u_6 为工具, u_5 为方法,对 u_1 实施变换 d ,变换量为 u_2 ,变换结果为 u_3 。此变换通常简记为:

$$Tu_1 = u_3$$

式中, u_5 (方法)和 u_6 (工具)目前主要是通过历史资料人为指定或通过经验等来确定。这种人工的处理方式,大大制约了可拓变换在智能化推理中的应用。为解决此问题,我们将粗糙集的数据分析方法引入到可拓变换中。

2 粗糙集

粗糙集理论^[4,5]是一种处理模糊和不确定知识的数学工具,粗糙集的核心问题就是分类问题。其主要思想就是在保持分类能力不变的前提下,通过知识约简,导出问题的决策或分类规则。目前,粗糙集理论已经成功地应用于机器学习、决策分析、过程控制、模式识别与数据挖掘等领域。

定义 1 设 $U \neq \emptyset$ 是给定研究对象的有限集合,称为论域。任何子集 $X \subseteq U$,称为 U 中的一个概念或范畴。 U 中的一个概念族 $F = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 称为关于 U 的知识。其中 $X_i \subseteq U, X_i \neq \emptyset, X_i \cap X_j = \emptyset, i \neq j$ 且 $i, j = 1, 2, \dots, n, \bigcup_i X_i = U$ 。

定义 2 设 R 是 U 上的一个等价关系, $U/R = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 表示 R 产生的分类,称为关于 U 的一个知识。 $[x]_R = \{y \in U | xRy\}$ 表示关系 R 下包含元素 x 的等价类。

一个知识库就是一个关系系统 $K = (U, W)$,其中 U 为非空有限集,称为论域, W 是 U 上的等价关系族。若 $P \subseteq W$,且

到稿日期:2010-01-27 返修日期:2010-04-06 本文受国家自然科学基金项目可拓检测的物元机制研究(60272089)资助。

赵 锐(1976—),女,博士生,讲师,主要研究方向为人工智能、可拓工程,E-mail:zhaorui118204@163.com;余永权(1947—),博士生导师,主要研究方向为人工智能、可拓工程等;张 静(1973—),讲师,主要研究方向为人工智能等。

$P \neq \phi$, 则 $\cap P$ (中所有等价关系的交集) 也是一个等价关系, 称为 P 上的不可区分 (indiscernibility) 关系, 记为 $\text{ind}(P)$, 且有:

$$[x]_{\text{ind}(P)} = \bigcap_{R \in W} [x]_R$$

这样, $U/\text{ind}(P)$ (即等价关系 $\text{ind}(P)$ 的所有等价类) 表示与等价关系族 P 相关的知识, 称为 W 中关于 U 的 P 的基本知识, 简记为 U/P 。 U/P 实际上是由论域中相互不可分辨的对象组成的集合, 是组成知识的颗粒。它表明在已有的信息条件下, 某些对象间是不分明的。

3 发散推理

客观世界中存在各种各样的物, 它们都有许多特征。物由于特征的差异形成了各种不同的类, 特征值在确定范围内的某些物形成了一类, 其他的则不属于该类。事实上, 事和物及其关系都是可以拓展的, 这种拓展的可能性 (包括发散性、可扩性、相关性和蕴含性), 称之为事物的可拓性。事物的可拓性是事物固有的性质。

一种事物具有多种特征, 一种特征又有多个事物所具有。“一物多征”、“一征多物”、“一征多值”、“一值多物”等统称为事物的发散性。充分利用事物的发散性, 可以生成解决矛盾问题的多种方案^[6]。在实际应用中, 对“一物多征”和“一征多值”的发散性, 是容易考虑, 也是容易实现的。而对“一征多物”和“一值多物”的这种发散性, 目前仍主要是通过历史资料、人为经验或突发灵感等来确定, 无规律可循。

“一征多物”的发散性, 用符号可写成:

$$R = (N, c, v) - | \{ (N_1, c, v_1), (N_2, c, v_2), \dots, (N_n, c, v_n) \}$$

“一值多物”的发散性, 用符号可写成:

$$R = (N, c, v) - | \{ (N_1, c_1, v), (N_2, c_2, v), \dots, (N_n, c_n, v) \}$$

在处理矛盾问题时, 如果一个物元不能解决矛盾问题, 则可以考虑与它同特征的其他事物构成的物元能否用于解决矛盾。例如在产品策划中, 同功能的部件可以互相替代, 同功能的材料可选择成本低的使用等, 都是这种“一征多物”和“一值多物”发散性思想的应用。

发散推理是矛盾问题求解过程中的重要方法。人们在面对矛盾问题时, 首先根据事物的可拓性, 拓展出一批对象, 再从中找到适合于解决矛盾问题的对象。可拓学的发散推理方法与人工智能的搜索方法有若干相似之处, 又有人工智能的一般搜索方法所不具有的特点。常见的行之有效的搜索方法有盲目搜索和启发式搜索。盲目搜索又称为无信息搜索, 一般只用于求解比较简单的问题。启发式搜索的基本思想是在控制知识中增加关于被解问题的某些特征, 以便指导搜索向最有希望的方向前进。而如何实现发散推理的启发性搜索正是我们研究的目标。

信息加工的结果得到是“知识”。那么, 什么是“知识”? “知识是以各种方式把一个或多个信息关联在一起的信息结构”。简言之, 知识是一个过多个信息之间的关联。与这一概念相关联的另一种定义: 知识即是将对象进行分类的能力。由于一个等价关系——对应一个划分, 因此可以这样定义知识: 给定一个基元集合 W 及其上的等价关系 ϵ , 在等价关系集合 ϵ 下对 W 的划分, 称之为知识, 记为 W/ϵ 。 $X \in W/\epsilon$ 称为 W 中的一个概念, W 上的一簇划分称为关于 W 的知识库。

人们对事物的认识是从浅到深, 由表及里, 从局部到全

局, 人们总是先在不同层次、不同角度上对事物进行观察和了解, 然后把这些零星、片面的了解综合汇总为较系统、全面的过程, 即对事物不断深入、全面及系统化的了解过程, 这也是人类智能的重要组成部分。这种认识过程的可拓模型是^[7]: 对于 n 维基元集合 W , 选择若干个特征, 然后从某一特征 c_i 出发, 即从某一角度去认识事物, 相应的 W/ϵ 即为某一片面的知识。然后根据需要不断地综合, 如令 $\epsilon = \wedge c_i$, 可以取 2 个、3 个或若干个特征等, 并获取相应的知识, 使知识不断地深入。利用这些不断获取并逐渐积累的知识来指导拓展推理, 可以实现发散推理的启发性搜索, 从而高效地解决矛盾问题。

例 1 一个关于汽车的知识表达系统^[8] 如表 1 所列, 对象为 8 部汽车, 条件属性分别为颜色、排放量和价格, 决策属性为销售量。

表 1 汽车的知识表达系统

对象	属性	条件属性		决策属性	
	颜色 (a_1)	排放量 (a_2)/L	价格 (a_3)	销售量 (d)	
x_1	红色	1.8	中	中	
x_2	黑色	1.6	低	大	
x_3	银灰	1.6	中	大	
x_4	银灰	1.8	高	中	
x_5	黑色	2.0	中	小	
x_6	红色	1.6	低	小	
x_7	银灰	1.6	中	大	
x_8	黑色	2.0	中	小	

在此决策系统中, 每个属性相当于一个等价关系, 由等价关系得到的等价类为:

$$U/a_1 = \{ \{x_1, x_6\}, \{x_2, x_5, x_8\}, \{x_3, x_4, x_7\} \}$$

$$U/a_2 = \{ \{x_1, x_4\}, \{x_2, x_3, x_6, x_7\}, \{x_5, x_8\} \}$$

$$U/a_3 = \{ \{x_1, x_3, x_5, x_7, x_8\}, \{x_2, x_6\}, \{x_4\} \}$$

$$U/a_1 a_2 = \{ \{x_1\}, \{x_2\}, \{x_3, x_7\}, \{x_5, x_8\}, \{x_4\}, \{x_6\} \}$$

$$U/a_1 a_3 = \{ \{x_1\}, \{x_2\}, \{x_3, x_7\}, \{x_5, x_8\}, \{x_4\}, \{x_6\} \}$$

$$U/a_2 a_3 = \{ \{x_1\}, \{x_2, x_6\}, \{x_3, x_7\}, \{x_5, x_8\}, \{x_4\} \}$$

$$U/C = \{ \{x_1\}, \{x_2\}, \{x_3, x_7\}, \{x_4\}, \{x_5, x_8\}, \{x_6\} \}$$

$$U/d = \{ \{x_1, x_4\}, \{x_2, x_3, x_7\}, \{x_5, x_6, x_8\} \}$$

以上这些等价类的信息构成了知识库中的知识, 利用这些知识来进行发散推理, 可以解决矛盾问题。

例如, 如果一个客户喜欢 x_2 (黑色, 低排, 低价) 这款车型, 但正好这款车型现在没货。为了解决这个矛盾问题, 可尝试做可拓营销^[9]。先与客户沟通, 如果客户选车时最看重颜色, 可以进行“一征多物”的发散性推理:

$$R = (x_2, \text{颜色, 黑色}) - | \{ (x_5, \text{颜色, 黑色}), (x_8, \text{颜色, 黑色}) \}$$

然后向他推荐 x_5 和 x_8 这两款黑色车型。如果客户选车时更看重的是排放量, 也可以进行“一征多物”的发散性推理:

$$R = (x_2, \text{排放, 1.6}) - | \{ (x_3, \text{排放, 1.6}), (x_6, \text{排放, 1.6}), (x_7, \text{排放, 1.6}) \}$$

然后向他推荐 x_3, x_6, x_7 这几款同样排放量的车型。如果客户客户选车时既考虑排放量又考虑价格, 也可以进行“一征多物”的发散性推理:

$$R = \left[\begin{array}{cc} x_2 & \text{排放量, 1.6} \\ & \text{价格, 低} \end{array} \right] - | \left[\left[\begin{array}{cc} x_6 & \text{排放量, 1.6} \\ & \text{价格, 低} \end{array} \right] \right]$$

然后向他推荐同等排放量, 同样价格的 x_6 这款红色车型。如果客户并无特别的要求, 也可以根据市场销售量进行“一征多

物”的发散性推理:

$R=(x_2,销售量,大)-\{ (x_3,销售量,大), (x_7,销售量,大) \}$

然后向他推荐市场上最受欢迎的另两款车型。

从例1可以看出,有了基于等价关系的分类知识做指导,发散推理不再是漫无目的的盲目搜索,而是成为带有信息的启发式搜索。显然,这样的推理在实际应用中效率更高,也更具可行性。

4 蕴含推理

当我们遇到复杂的信息系统时,分类知识的获得并非像例1那样简单,是一目了然的,而是首先要借助粗糙集对复杂信息系统进行属性约简,通过属性约简找出隐含的分类知识和决策规则,然后当遇到矛盾问题要处理时,再利用这些获取到的知识及规则来指导蕴含推理进而化解矛盾。

例2 一个关于流感症状的诊断决策信息如表2所列,对象为8位病人,条件属性分别为头痛、肌肉痛和体温,决策属性为流感。

表2 流感症状诊断决策表

病人	属性	条件属性			决策属性
		头痛(a ₁)	肌肉痛(a ₂)	体温(a ₃)	
e ₁		是	是	正常	否
e ₂		是	是	高	是
e ₃		是	是	很高	是
e ₄		否	是	正常	否
e ₅		否	否	高	否
e ₆		否	是	很高	是
e ₇		否	否	高	是
e ₈		否	是	很高	否

首先对表2进行属性约简^[10],约简后可得到表3,这里 $U=\{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6, e_7, e_8\}$, $C=\{\text{头痛, 体温}\}$, $D=\{\text{流感}\}$ 。

表3 约简后的流感症状诊断决策表

病人	属性	条件属性		决策属性
		头痛(a ₁)	体温(a ₃)	
e ₁		是	正常	否
e ₂		是	高	是
e ₃		是	很高	是
e ₄		否	正常	否
e ₅		否	高	否
e ₆		否	很高	是
e ₇		否	高	是
e ₈		否	很高	否

表3中的病人信息也可用基元表示如下:

$L_1 = \begin{bmatrix} l_{11}, & \text{头痛}, & \text{是} \\ l_{12}, & \text{头痛}, & \text{否} \end{bmatrix}$
 $L_2 = \begin{bmatrix} l_{21}, & \text{体温}, & \text{正常} \\ l_{22}, & \text{体温}, & \text{高} \\ l_{23}, & \text{体温}, & \text{很高} \end{bmatrix}$
 $G = \begin{bmatrix} g_1, & \text{流感}, & \text{是} \\ g_2, & \text{流感}, & \text{否} \end{bmatrix}$

由表3得到的决策规则中,确定性规则有:

$r_1: l_{11} \Delta l_{21} | = g_2;$
 $r_2: l_{11} \Delta l_{22} | = g_1;$
 $r_3: l_{11} \Delta l_{23} | = g_1;$
 $r_4: l_{12} \Delta l_{21} | = g_2。$
不确定性规则有:

$r_{51}: l_{12} \Delta l_{22} | = g_1, \text{规则的确定性因子为 } 0.5;$
 $r_{52}: l_{12} \Delta l_{22} | = g_2, \text{规则的确定性因子为 } 0.5;$
 $r_{61}: l_{12} \Delta l_{23} | = g_1, \text{规则的确定性因子为 } 0.5;$
 $r_{62}: l_{12} \Delta l_{23} | = g_2, \text{规则的确定性因子为 } 0.5。$

这些规则可以用来诊断病人是否得了流感。但是,在客观世界中,事物属于哪一类是会改变的,比如,学生经过学习,可以转化为老师;通过吃药,会使病人从有病变为无病。在一定变换下,某些事物具有某种性质的程度会产生量或质的变化。量变的结果是使该事物某些特征的量值产生变化,而事物仍属于原来的类。质变的结果是使事物从某类变为不属于该类,或者从不属于某类转化到该类中。而且事物与事物之间,一事物的某些特征之间,不同事物的特征之间,都可能存在依赖关系,我们称之为相关。同一事物中,如果不同特征的量值之间具有相关关系,则对其中一个量值的变换,会导致另一特征的量值的改变,后者称为前者的传导变换。由于事物之间具有一定的联系,因此,一个事物关于某特征的量值的改变,会导致另一事物关于该特征的量值的改变,进而可能导致另一事物关于另一相关特征的量值的改变,后者称为前者的传导变换。

所以针对病人症状可能变化的情况,必须要给出可拓变换及其传导变换的推理规则,从而获取变化的知识^[11],为诊断决策提供更全面科学的支持。在上述粗糙集知识分析得来的规则基础上,通过可拓变换及传导推理,我们还可以进一步得到如下的决策规则:

$r_7: (T_{l_{12}} l_{12} = l_{11}) \Delta l_{22} | =_{l_{12}} T_{(g_1/g_2)}(g_1/g_2) = g_1$
 $r_8: (T_{l_{12}} l_{12} = l_{11}) \Delta l_{23} | =_{l_{12}} T_{(g_1/g_2)}(g_1/g_2) = g_1$
 $r_9: l_{12} \Delta (T_{l_{22}} l_{22} = l_{21}) | =_{l_{22}} T_{(g_1/g_2)}(g_1/g_2) = g_2$
 $r_{10}: l_{12} \Delta (T_{l_{23}} l_{23} = l_{21}) | =_{l_{23}} T_{(g_1/g_2)}(g_1/g_2) = g_2$

即,

$r_7: (\text{头痛}, T(\text{否}) = \text{是}) \text{ 且 } (\text{体温}, \text{高}) | = (\text{流感}, T(\text{是/否}) = (\text{是}))$
 $r_8: (\text{头痛}, T(\text{否}) = \text{是}) \text{ 且 } (\text{体温}, \text{很高}) | = (\text{流感}, T(\text{是/否}) = (\text{是}))$
 $r_9: (\text{头痛}, \text{否}) \text{ 且 } (\text{体温}, T(\text{高}) = (\text{正常})) | = (\text{流感}, T(\text{是/否}) = (\text{否}))$
 $r_{10}: (\text{头痛}, \text{否}) \text{ 且 } (\text{体温}, T(\text{很高}) = (\text{正常})) | = (\text{流感}, T(\text{是/否}) = (\text{否}))$

变化的知识来源于静态的知识,所以要先通过粗糙集分析来获得信息系统中隐藏的一些静态知识,在这些静态知识的基础上,通过可拓变换推理,可以得到一些变化的知识或称为动态知识。有了动态知识来补充知识库,知识库中的知识才能适应变化的环境,进行智能化推理。

结束语 由于可拓变换推理要依靠历史资料或人为经验,因此无法在智能推理中有效应用。文中通过将粗糙集分析方法引入到可拓推理中,对原有的可拓推理中的发散推理和蕴含推理机制进行了改进,为可拓推理的智能化应用奠定了基础。

参考文献

[1] 蔡文. 物元模型及其应用[M]. 北京: 科学技术文献出版社, 1994: 64-73
[2] Cai Wen. Extension management engineering and applicant[J]. International Journal of Operation and Quantitativ, 1999, 5(1): 59-72
[3] 蔡文, 杨春燕, 等. 可拓逻辑初步[M]. 北京: 科学出版社, 2003:

- [4] Pawlak Z. Rough sets[J]. International J of Computer and Information Sciences, 1982, 11(5): 341-356
- [5] Pawlak Z. Rough sets[M]. Theoretical Aspects of Reasoning About Data. Netherlands: Kluwer, 1991: 45-57
- [6] 杨春燕, 张拥军. 可拓策划[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 51-58
- [7] 李立希, 杨春燕, 等. 可拓策略生成系统[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 122-129

(上接第 166 页)

$$f_4(X) = \sum_{i=1}^5 [i \cos((i-1)x_1 + i)] \times \sum_{j=1}^5 [j \cos((j+1)x_2 + j)] + (x_1 + 1.42513)^2 + (x_2 + 0.80032)^2 \quad (9)$$

式中, $-10 \leq x_1; x_2 \leq 10$ 。该函数具有 760 个局部极值点, 全局最优解为 $x = (-1.3068, -1.4248)$, 最优值为 -176.1375 。

在测试过程中, 选取种群规模 $n=20$, $c_{1,ini}=2.5$, $c_{1,fin}=0.5$, $c_{2,ini}=0.5$, $c_{2,fin}=2.5$, 终止条件为最优适应值与最优解之差 $\epsilon < 0.0001$, 限定最大迭代次数 $t_{max}=130$, $\omega_{max}=0.9$, $\omega_{min}=0.6$, 杂交概率 $P_c=0.9$, 杂交池的大小比例 $S_p=0.2$ 。由于粒子群优化算法的随机性, 只有进行大量测试才能评估算法的性能, 因此每次优化计算 100 次。共做 5 次试验, 考察达到最优解的次数, 并且求出平均每次所用的进化次数。其中速度动态调整 PSO 算法中其他参数的设置见文献[12], 速度、位置同时动态调整 PSO 算法中其他参数的设置见文献[13]。杂交 PSO 算法中 $c_1=2$, $c_2=2$, $\omega=0.7$ [14]。详细结果如表 1 所列。

表 1 算法性能的比较

项目	速度动态调整 PSO ^[12]	速度位置动态调整 PSO ^[13]	杂交 PSO	MCP SO
1 达到最优次数	87	97	91	94
平均进化代数	109.08	99.57	66.64	50.62
2 达到最优次数	88	96	90	95
平均进化代数	109.20	96.85	67.91	54.27
3 达到最优次数	89	98	90	93
平均进化代数	108.33	98.06	66.84	53.31
4 达到最优次数	89	97	91	95
平均进化代数	108.26	97.15	68.57	46.19
5 达到最优次数	86	96	93	95
平均进化代数	107.22	97.97	65.66	52.76

可以看出, 经改进后的杂交粒子群优化算法达到最优解的次数明显多于杂交粒子群优化算法, 而且平均进化代数低于杂交粒子群优化算法。可见, 在混合粒子群优化算法中, 适当引进参数的动态调整策略, 可以在一定程度上提高算法的收敛速度和收敛率。

同时, 不难看出, 相比文献[12]提出的速度动态调整 PSO 算法, 借鉴遗传算法中的杂交概念不仅能提高算法的收敛速度, 而且能提高算法的收敛率; 而相比文献[13]提出的速度、位置同时动态调整 PSO 算法, 改进杂交粒子群优化算法并不能提高算法的收敛率, 但可以在很大程度上提高算法的收敛速度。

在所考察的这 4 种改进 PSO 算法中, 本文提出的 MCP SO 算法在收敛速度上的效果明显强于其他 3 种改进 PSO 算法。从一个侧面可反映出, 把粒子群优化算法的优点和其他智能算法的优点结合起来, 可以形成更加行而有效的优化算法, 提高算法的收敛速度和收敛率。当然, 这可能要付出时间上的代价。但就不同的问题而言, 这还是值得的。

- [8] 胡寿松, 何亚群. 粗糙决策理论与应用[M]. 北京: 航空航天大学出版社, 2006: 5-20
- [9] 蔡文, 杨春燕. 可拓营销[M]. 北京: 科学技术文献出版社, 2000: 11-23
- [10] 张文修, 吴伟志, 等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 5-16
- [11] 陈文伟, 杨春燕, 黄金才. 可拓知识与可拓知识推理[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(7): 1094-1096

结束语 本文在借鉴遗传算法中的杂交概念形成杂交粒子群优化算法的基础上, 引进参数动态调整策略, 在保证进化过程中解的多样性的同时, 提高了算法的收敛速度、平均收敛率和全局寻优能力。测试函数的对比结果表明, 改进型杂交粒子群优化算法的效果较好。对于这种改进型杂交粒子群优化算法在航空航天领域(如飞行器动力系统各部件的性能寻优)的应用还需做进一步的深入研究。

参考文献

- [1] 王凌, 刘波. 微粒群优化与调度算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008
- [2] Cockshott A R, Hartman B E. Improving the fermentation medium for Echinocandin B production part II: Particle swarm optimization [J]. Process Biochemistry, 2001, 36: 661-669
- [3] Abido M A. Optimal design of power system stabilizers using particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2002, 17: 406-413
- [4] Jeon J Y, Okuma M. Acoustic radiation optimization using the particle swarm optimization algorithm [J]. International Journal of Series C-Mechanical Systems Machine Elements and Manufacturing, 2004, 47: 560-567
- [5] Zhang X G, Yu L, Zheng Y, et al. Two-stage adaptive PMD compensation in a 10 Gbit/s optical communication system using particle swarm optimization algorithm [J]. Optics Communications, 2004, 231: 233-242
- [6] Pavlidis N G, Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Computing Nash equilibria through computational intelligence methods [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2005, 175: 113-136
- [7] Caorsi S, Donelli M, Lommi A, et al. Location and imaging of two-dimensional scatterers by using a particle swarm algorithm [J]. Journal of Electromagnetic Waves and Applications, 2004, 18: 481-494
- [8] Rasmussen T K, Krink T. Improved hidden Markov Model training for multiple sequence alignment by a particle swarm optimization-evolutionary algorithm hybrid [J]. Biosystems, 2003, 72: 5-17
- [9] 王允良. 飞行器总体参数优化的进化算法及其应用研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006
- [10] 谢晓峰, 张文俊, 杨之廉. 微粒群算法综述[J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 129-134
- [11] 彭宇, 彭喜元, 刘兆庆. 微粒群算法参数效能的统计分析[J]. 电子学报, 2004, 32(2): 209-213
- [12] 张更新, 赵辉, 王红君, 等. 基于动态参数的微粒群算法(PSO)的研究[J]. 天津理工大学学报, 2005, 21(4): 42-44
- [13] 冯春丽, 唐毅谦, 赵悦. 一种改进的微粒群优化算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2006, 38(sup): 58-61
- [14] 龚纯, 王正林. 精通 MATLAB 最优化计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009