

文章编号: 1002-0411(2004)06-0694-04

群体智能算法总体模式的形式化研究

汪 镭, 康 琦, 吴启迪

(同济大学电子与信息工程学院, 上海 200092)

摘 要: 在对群体智能算法给出形式化定义的基础上, 给出了群体智能算法的总体模式框图, 并以微粒群优化算法实例进行了具体算法模式的形式化描述.*

关键词: 群体智能; 算法模式; 微粒群优化; 形式化

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Formalization Research on Collectivity Mode of Swarm Intelligence Algorithm

WANG Lei, KANG Qi, WU Qi-di

(School of Electronics and Information, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: This paper gives the collectivity mode framework of swarm intelligence algorithm on the basis of its formalization definition, and describes the formalization of the algorithm mode in detail by taking particle swarm optimization as a specific case.

Keywords: swarm intelligence; algorithm mode; particle swarm optimization; formalization

1 引言 (Introduction)

在智能自动化研究领域, 目前具有群体智能特征 (Swarm Intelligence) 的算法研究正受到越来越多的关注. 在学术界对何为智能、何为智能控制的讨论尚无统一论的时候, 群体智能作为智能的一种实现方式, 至少体现了智能控制理论的多样性, 而这恰恰与人类智能的表现形式是吻合的.

作为群体智能的典型实现, 蚁群算法^[1]和微粒群优化算法^[2]正在受到学术界的广泛关注. 这两种典型的群体智能算法是基于种群寻优的启发式随机搜索算法, 群体智能算法特别适用于具有 NP 难度的组合优化类问题的求解. 该类算法被用于机器人系统^[3]、制造系统^[4]、通讯系统^[5]、工程设计^[6]以及电力系统^[7]等多种场合, 解决了实际系统中的动态资源配置^[8]、参数优化^[6]、运动规划^[3]以及系统辨识^[9]等问题. 本文的工作是对群体智能算法进行模式定义及形式化描述, 并以传统微粒群优化算法为例, 给出相应的模式框架.

2 群体智能算法模式探讨 (Mode discussion on swarm intelligence algorithm)

群体智能算法是基于种群行为对给定的目标进行寻优的启发式搜索算法, 其寻优过程体现了随机、并行和分布式等特点. 对于每个智能个体, 其定义本身是相对的, 其大小和功能要根据所求解的问题而定. 并且, 每个智能个体, 即使处于合理的寻优进程之中, 其个体动态也不能保证在每个时刻都具有最佳的寻优收敛特征. 其智能寻优方式的实现是通过整个智能体群的总体优化特征来体现的.

为对群体智能算法总体模式进行探讨, 首先给出以下这些定义:

定义 1 ΩX 表示具有一定数量元素的非空集合, 其每个元素可表示为: X_1, X_2, \dots, X_N . 在群体智能寻优模式框架下, ΩP_i 代表具有一定数量智能个体的非空集合, 即 $\bigcup_{i=1}^N P$ 表示由 N 个智能个体 P_1, P_2, \dots, P_N 所组成的智能个体集合. 其每个智能个体均具有一定的问题求解能力, 具体定义由问题求解及算法需求来确定.

定义 2 $\text{DET}(\Omega P_i)$ 表示智能群体中智能个体检测信息的非空集合. 在具体的算法模式下, 如果求解的问题建立在 D 维坐标体系下, 各智能个体的坐标

* 收稿日期: 2004-06-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (70271035, 60104004); 上海市启明星计划资助项目 (03QGI4053); 国家 973 计划资助项目 (2002CB312202).

检测信息总和可表示为 $DET(\Omega P)$, 其中每个智能个体 P_i 的 D 维坐标信息检测集合可表示为 $DET(P_i)$, 如果 DET 用坐标特征符 C 表示, 则上述坐标信息检测可表示为 $C(P_i)$, 并可展开表示为 $C(j, P_i), i=1, \dots, N, j=1, \dots, D$. 如果问题求解是在三维空间下, 相应的坐标可表示为 X, Y 和 Z .

若将上述定义模式进行推广, 则可用 $INF(\Omega P)$ 表示群体中各智能个体的广义信息集合, 在坐标寻优问题中, 其主要信息包括位置、速度、时间等, 也可包括相应的外界环境信息, 如约束信息、指令序列信息等. 在具体的算法模式下, $INF(\Omega P)$ 可以表示为 $INF_K(\Omega P)$, K 表示信息维数.

定义 3 $AIM(\Omega P)$ 表示智能群体中各智能个体所要实现的总体任务目标, 具体任务可包括寻优、控制、规划等, 并针对不同的应用领域有不同的具体表达, 例如: 对于函数寻优问题, 主要指最大值或者最小值的求解. 在具体问题求解中, $AIM(\Omega P)$ 可以表示为 $AIM_L(\Omega P)$, L 表示具体问题的目标个数.

定义 4 CHA 表示特定的群体智能算法的一些其它特征参数集合, 该集合元素个数需要根据特定算法中定义的特征参数个数来确定. 在具体的寻优算法中, 可以用符号表示为 (C_1, C_2, \dots, C_M) , M 为集合中所包含的特征参数数目. 由于不同算法可能定义了不同的特征参数, 在具体设计中, 要根据具体问题考虑这些特征参数的影响. 在具体的算法模式下, CHA 可表示为 CHA_M .

定义 5 $INSTR(\Omega P)$ 为针对群体中各智能个体的输出指令集合, 该指令集合对各智能个体进行有序的指令输出, 体现了群体智能算法的总体优化特征. 指令的性质和特征根据对象的不同而不同, 也与所要实现的任务目标的性质有关, 比如在图像处理领域, 它可以是对图像颜色信息、灰度信息以及图像边缘信息等的操作. 在函数寻优中, 对于每个智能个体对象, 该指令结果又与相应的坐标体系信息 $C(P_i)$ 和其它个体信息 $INF(\Omega P)$ 及寻优目标、特征参数等构成了一定的动态映射关系, 指令的结果, 即寻优算法的效果与各研究者所定义的算法模式相关. 在具体的算法及求解问题中, $INSTR(\Omega P)$ 可表示为 $INSTR(\Omega P)$.

定义 6 ALG 为所采用的具体群体智能算法,

该算法可以是微粒群优化算法、蚁群算法和遗传算法等.

根据上面的定义, 可以将群体智能算法的模式表述为下面的伪方程:

$$INSTR(\Omega P) = ALG(INF(\Omega P),$$

$$AIM(\Omega P), DET(\Omega P), CHA) \quad (1)$$

这里的“=”表示指令集合, 并不简单等同于通常意义下的赋值关系.

在数值寻优问题框架下, 该伪方程的含义为: 在给定的寻优任务目标指导下, 对智能群体中各智能个体信息进行合理描述, 同时将其映射到相应的坐标系中, 运用一定的群体智能算法模型, 定义具体的算法特征向量, 输出满足寻优目标的、体现群体优化特征的指令集合, 指导相应智能个体的行为序列.

群体智能算法的模式框图如图 1 所示.

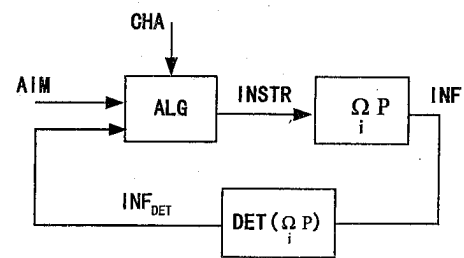


图 1 群体智能算法的总体模式框图

Fig.1 General mode framework of swarm intelligence algorithms

对于目标可分解的问题, 可以首先将目标分解为若干子目标, 并根据子目标的个数对微粒群体进行分组, 然后通过指令规划对相应的分组进行任务分配. 在这种情况下, 群体智能算法的模式框图如图 2 所示.

其中目标 AIM 被分解为 M 个子目标, 用集合表示为 $(AIM_1, AIM_2, \dots, AIM_M)$, 并根据子目标的个数将微粒群体分为 M 组, 相应分组的微粒子群用集合表示为 (G_1, G_2, \dots, G_M) . 对每个分组所采用的算法可以相同也可以不同, 用集合表示为 $(ALG_1, ALG_2, \dots, ALG_M)$.

3 微粒群优化算法模式研究 (Mode research on particle swarm optimization algorithm)

微粒群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法是由 Kennedy 和 Eberhart 等^[10] 于 1995 年开发的一种演化计算技术, 其基本思想来源于对鸟群简

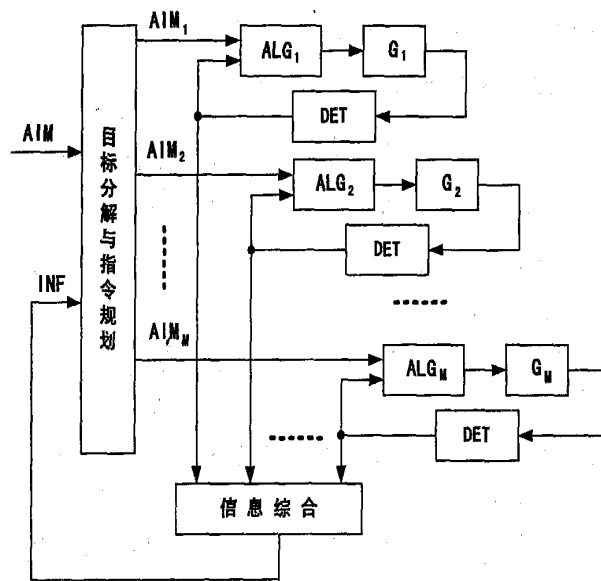


图2 目标可分解的群体智能算法的模式细化

Fig.2 Mode disassembling of swarm intelligence algorithms in which the object is decomposable

化社会模型的研究及行为模拟.在这种优化算法中,寻优空间中的每个微粒没有质量和体积,其运动速度受到自身和群体的历史运动状态信息影响,以自身和群体的历史最优位置来对微粒当前的运动方向和运动速度加以影响,较好地协调了微粒本身和群体运动之间的关系.

本文以传统微粒群优化算法为例,给出算法的具体模式描述.

(1) 算法选择:选用传统微粒群优化算法,即 $ALG = PSO$.传统微粒群优化(PSO)算法原理:

在由 N 个微粒组成的群体中,微粒 $P_i (i = 1, \dots, N)$ 在 D 维空间中的位置信息可表示为 $x(P_i) = (x_{p_1}, \dots, x_{p_j}, \dots, x_{p_D})$, 微粒 $P_i (i = 1, \dots, N)$ 在 D 维空间中的飞行速度信息可表示为 $v(P_i) = (v_{p_1}, \dots, v_{p_j}, \dots, v_{p_D})$. 根据优化目标,不断调整微粒的飞行速度和位置信息,直到满足终止条件为止.微粒 $P_i (i = 1, \dots, N)$ 在 D 维空间中第 $d (d = 1, \dots, D)$ 维子空间中飞行速度 $v_{p,d}$ 按照下式进行调整:

$$v_{p,d} = v_{p,d} + c_1 \text{rand}_1() (p_{p,d} - x_{p,d}) + c_2 \text{rand}_2() (p_{p,d} - x_{p,d}) \quad (2)$$

这里

$$\begin{cases} v_{p,d} = v_{\max} & \text{如果 } v_{p,d} > v_{\max} \\ v_{p,d} = -v_{\max} & \text{如果 } v_{p,d} < -v_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $p_{p,d}$ 是整个微粒群的第 d 维历史最佳位置记

录,其与当前微粒 P_i 的位置 $x_{p,d}$ 之差被用于改变当前微粒向群体最优值运动的增量分量,此增量还需进行一定程度的随机化(运用 $\text{rand}_1()$ 随机发生器); $p_{p,d}$ 是当前微粒 P_i 的第 d 维历史最佳位置记录,类似地,它与当前微粒 P_i 的位置 $x_{p,d}$ 之差也被用于该微粒的方向性随机运动设定($\text{rand}_2()$ 亦为随机发生器);加速常数 c_1 和 c_2 是两个非负常数.

微粒的第 d 维位置信息通过下式进行调整:

$$x_{p,d} = x_{p,d} + v_{p,d} \quad (4)$$

(2) 微粒群体规模:设定微粒数目为 N ,该微粒集合用 $\bigcup_{i=1}^N P$ 来表述.

(3) 信息空间设定:在本文算法模式定义下, $INF(\bigcup_{i=1}^N P)$ 中包含了各微粒个体的位置、速度以及时间特征等信息,也包括由优化目标所限制的不可行信息以及算法输出的指令序列等,各种信息集合的并集构成了 $INF(\bigcup_{i=1}^N P)$. 微粒个体 P_i 所能检测到的坐标信息集合 $DET(\bigcup_{i=1}^N P)$ 是其广义信息集合 $INF(\bigcup_{i=1}^N P)$ 的子集.

根据定义,在函数寻优问题中,若寻优目标维数为 D ,则 $C(\bigcup_{i=1}^N P)$ 表示集合中微粒个体 P_i 的 D 维坐标信息检测,展开表示为 $C(j, P_i), i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, D$. 据此,定义微粒位置与速度信息为 D 维的向量集合,分别为 $x(\bigcup_{i=1}^N P) \subset C(\bigcup_{i=1}^N P)$ 和 $v(\bigcup_{i=1}^N P) \subset$

$C(\Omega P)_{i=1}^N$. 对于约束优化问题,由约束条件限制的不可行空间信息也由向量集合 $DET(\Omega P)_D$ 给出微粒的可行空间及速度限制.

(4) 根据问题特征确定 $AIM(\Omega P)_{i=1}^N$. 在函数优化问题中,通常是对函数的最小值与最大值进行优化;在实际的应用问题中,根据问题的特征对实际求解问题在目标约束下构造相应的目标优化函数,将实际问题转化为函数优化问题求解. 由于可以将最大值优化问题转化为最小值优化问题,因此, $AIM(\Omega P)_{i=1}^N = \min(\Omega P)_{i=1}^N$. 对于单目标优化问题, $AIM(\Omega P)_{i=1}^N$ 集合中各元素均相同,于是可以对集合进行简化 $AIM = \min$;但对于多目标优化,则根据各微粒个体需要完成的目标来定义 $AIM(\Omega P)_{i=1}^N$ 集合中各元素,若目标数为 I ,则表示为 $AIM_I(\Omega P)_{i=1}^N$.

(5) 在函数寻优问题中,对于 D 维目标函数优化,PSO 算法通过对微粒个体的飞行速度(大小和方向)进行调整,对微粒个体给出相应的动作指令集合 $INSTR(\Omega P)_D$,指令集合主要是微粒个体 P_i 在各维坐标上的位置移动,用向量 $\Delta X | C(\Omega P)_D$ 表示,并由算法可知: $v_{p,d} \in \Delta X | C(\Omega P)_D$.

(6) 特征参数:在传统微粒群优化算法中,特征参数主要指算法中的一些主要参数:加速常数 c_1 和 c_2 等,通常这些参数要通过实验的方法来确定. 设定特征参数集合 $CHA_M = (C_1, C_2, \dots, C_M)$, M 为特征参数个数.

我们得到的算法模式伪方程如下:

$$\begin{aligned} \Delta X | C(\Omega P)_D &= INSTR(\Omega P)_D \\ &= PSQ(INF(\Omega P)_{i=1}^N, \min(\Omega P)_{i=1}^N), \\ &C(\Omega P)_D, CHA_M = (C_1, C_2, \dots, C_M) \end{aligned} \quad (5)$$

由于本算法对所有微粒的目标唯一,因此不必对目标进行分解,得到的算法模式框图如图 3 所示.

4 结论 (Conclusion)

本文在对群体智能算法进行模式定义的基础上,以传统微粒群优化算法为实例,构造了该算法模式的伪方程和模式框架. 目前,对微粒群优化算法改进已作了大量的工作,在本文模式定义下,这些不同

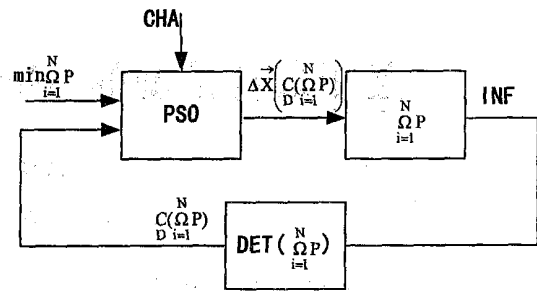


图 3 微粒群优化 (PSO) 算法模式框图

Fig.3 Mode framework of particle swarm optimization algorithms

的改进微粒群优化算法的主要差别在于特征参数集合 CHA_M 的定义与表述. 例如,对于自适应微粒群优化算法,其特征参数集合 CHA_M 可能是用于动态调整的线性策略、非线性策略和模糊规则集合等,对于一些混合微粒群算法,该集合可能是与进化策略相结合的选择、变异等机制所构成的等集合. 对于算法的改进研究及相应的特征参数集合定义与模式表述,将是一个很有意义的研究方向. 通过本文的阐述,作者希望能对从事群体智能算法及其它方面研究的工作者带来一定的启发.

参 考 文 献 (References)

- [1] Dorigo M, Maniezzo V. Ant system: optimization by a colony of cooperating agent [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 1996, 26(1) :29 ~ 41 .
- [2] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources [A]. Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ, USA:IEEE, 2001 . 81 ~ 86 .
- [3] Wu L C, Sun F C, Sun Z Q. Optimal trajectory planning of flexible space robot for vibration reducing [J]. Robot, 2003, 25(3) :250 ~ 254 .
- [4] Shyh J H. Enhance ment of hydroelectric generation scheduling using ant colony system based optimization approachs [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2001, 16(3) :296 ~ 301 .
- [5] Riky S, Albert Y Z. A comparison of three artificial life techniques for reporting cell planning in mobile computing [J]. IEEE Transaction on Parallel and Distributed Systems, 2003, 14(2) :142 ~ 153 .
- [6] Zheng Y L, Ma L H, Qian J X. Robust PID controller design using particle swarm optimizer [A]. Proceedings of the 2003 IEEE International Symposium on Intelligent Control [C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2003 .974 ~ 979 .
- [7] Fukuyama Y, Yoshida H. A particle swarm optimization for reactive power and voltage control in electric power systems [A]. Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ, USA:IEEE, 2001 .87 ~ 93 .

(下转第 702 页)