

文章编号:1000-582X(2011)04-125-05

实时系统最大化奖赏值的能耗感知调度

付 丽, 罗 钧, 陈伟民, 刘永锋

(重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

摘 要:针对实时系统中周期任务在可变电电压处理器上的能耗感知调度问题,提出了一种贪婪人工蜂群算法。在人工蜂群算法的基础上,引入贪婪算法的思想,按照最大价值密度优先原则,为任务分配执行速度,以保证价值密度大的任务能被执行,从而提高系统的奖赏值。仿真结果表明:能耗利用率随着能耗约束的减小而增大,说明算法具有良好的能耗感知特性;相比贪婪算法,当能耗约束因子为 0.1 时,系统的奖赏值平均提高了 78%,随着任务数的增加、能耗约束越强,其优势更加明显。

关键词:实时系统;能耗感知;调度;贪婪人工蜂群算法

中图分类号:TP316.7

文献标志码:A

Energy-aware scheduling of reward maximum in real-time systems

FU Li, LUO Jun, CHEN Wei-min, LIU Yong-feng

(Key Laboratory for Opto-electronic Technology & System, Ministry of Education,
Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: A novel algorithm is proposed for energy-aware scheduling of periodic tasks on variable voltage processors in the real-time systems. Based on the combined idea of artificial bee colony algorithm with greedy algorithm, different speed is allocated for different tasks to ensure the execution of tasks with higher value density. Simulation results show that the system reward of energy per unit is increased with the decreasing of energy constraint, therefore the scheduling algorithm is of the energy awareness. Compared with the greedy algorithm, the rewards of the real-time system using the greedy artificial bee colony algorithm are averagely improved by 78% while energy constraint factor is 0.1. More system rewards can be obtained with the increasing number of tasks or energy constraints.

Key words: real-time system; energy-aware; schedule; greedy artificial bee colony algorithm

嵌入式系统大多由电池供电,随着微处理器性能的不断提升,有限的电池容量与高性能计算带来的能耗需求之间的矛盾日益突出,因此嵌入式系统能耗管理变得尤为重要。如今大多学者^[1-3]致力于降低能耗的研究,对提高能耗的利用率研究较少。能耗感知就是系统能根据当前可利用的能耗自动调

整行为以适应指定的条件,如操作环境、不同的电池状态等^[4],提高能耗的利用率。

任务的奖赏值表示任务的重要性,尤其在过载的实时系统中,与其执行一个消耗较少能量而不重要的任务,不如执行一个即使消耗更多能量而更重要的任务更有意义^[5]。系统的奖赏值即是所有被执

收稿日期:2010-10-02

基金项目:重庆市经委科技攻关计划资助项目(10-cxy-02);国防科工委国防军工计量“十一五”计划重点资助项目(J102006B104)

作者简介:付丽(1976-),女,重庆大学博士研究生,主要从事嵌入式系统研究与开发,(Tel)023-65111472,
(E-mail)fulicq@cqu.edu.cn。

行任务的奖赏值之和^[6]。最大化奖赏值的能耗感知调度就是让系统能根据当前能耗调整任务执行的速度,使系统的奖赏值达到最大,提高系统的能耗感知特性。

近些年,研究人员曾用不同的方法提高系统的能耗感知性能。在满足能耗约束的条件下,实时周期任务的最大化奖赏值调度可看成带约束的离散组合优化问题,文献[6]采用了 REW-Pack 和 REW-Unpack 算法,使该问题的复杂度大大降低,但建立的模型是所有任务共享一个截止期。针对每个任务都满足时限约束的条件,文献[7]和[8]分别采用贪婪算法和遗传算法来优化满足能耗约束下的最大奖赏值调度,但贪婪算法、遗传算法都存在一定的缺陷,贪婪算法是一种局部搜索算法,常常得到的是局部最优解^[9];遗传算法收敛速度慢,结构复杂,计算量较大。

人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法是模拟蜜蜂群体智能行为的一种优化算法^[10]。计算简单、收敛速度快,比遗传算法、粒子群算法等具有更好的性能^[11]。笔者将 ABC 算法用于实时系统能耗感知调度问题中,并引入贪婪算法的思想,提出一种最大化实时系统奖赏值的离线调度算法,即贪婪人工蜂群算法(Greedy Artificial Bees Colony, GABC)。

1 系统模型和问题描述

1.1 系统模型

假设有 N 个实时周期任务组成的任务集 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_N\}$, 各个任务相互独立, 在零时刻任务准备好。任务 T_i 由四元组 (p_i, d_i, c_i, v_i) 来表征。其中:

p_i : 任务 T_i 的周期, 即每个任务的相对截止期 d_i 。

c_i : 最坏情况下任务 T_i 执行的时钟周期数。

v_i : T_i 的奖赏值。

所有任务均在一个电压可变的处理器上执行, 忽略频率调整开销, 所有任务在执行过程中处理器能动态地调整其工作频率和电压。假设处理器具有 M 个离散的工作频率, 按照从小到大的顺序依次为 f_1, f_2, \dots, f_M 。若任务 T_i 在频率 f_k ($k \in \{1, 2, \dots, M\}$) 下执行, 则称任务 T_i 运行的速度等级为 k 。任务 T_i 和速度等级相关的 2 个参数为:

$t_{i,k}$: T_i 在速度等级 k 下的执行时间。

$e_{i,k}$: T_i 在速度等级 k 下执行时的能耗。

所有任务周期的最小公倍数称为超周期, 以

T_{LCM} 表示^[12-13], 对于周期性任务集, 任务的分布是以超周期重复循环出现的, 只需在 $[0, T_{LCM}]$ 范围内进行研究, 每个任务在超周期内最多执行 1 次。超周期内总能耗约束记为 E_{budget} 。因任务在最大处理器速度下执行时, 系统所消耗的能耗最大, 故系统中可利用的最大能耗为所有任务在最大处理器速度下执行的能耗和, 记为 E_{max} 。

1.2 问题描述

优化目标是为每个任务 T_i 分配一个速度等级 k , 以使系统的奖赏值最大, 即:

$$\text{maximize } \sum_{i=1}^N \sum_{k \in [0, M]} v_i s_{i,k}, \quad (1)$$

$$\text{式中: } s_{i,k} = \begin{cases} 1, & k=1, 2, \dots, M \\ 0, & k=0 \end{cases} \quad (2)$$

在式(1)中, 当任务 T_i 在频率 f_k 下执行时, $s_{i,k} = 1$; 当任务 T_i 被放弃时, $s_{i,k} = 0$ 。

2 个约束条件:

1) 任务时限约束: 对于实时系统, 每个被选择执行的任务都必须在截止期前完成, 即要求:

$$d_i - t_{i,k} \geq 0. \quad (3)$$

2) 系统能耗约束: 被选择执行的所有任务的总能耗和不得超过 E_{budget} , 即:

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k \in [0, M]} e_{i,k} s_{i,k} \leq E_{budget}, \quad (4)$$

其中:

$$E_{budget} = \alpha \cdot E_{max}, \quad (5)$$

$$e_{i,k} = C_{eff} V_{dd}^2 f_k \cdot t_{i,k}. \quad (6)$$

式中: $\alpha \in [0, 1]$, 为能耗约束比例因子。 C_{eff} 为有效开关电容。 V_{dd} 为任务的执行电压。 $t_{i,k}$ 为

$$t_{i,k} = \frac{c_i}{f_k}. \quad (7)$$

式(7)代入式(6), 可得:

$$e_{i,k} = C_{eff} V_{dd}^2 c_i. \quad (8)$$

2 贪婪人工蜂群算法

2.1 人工蜂群算法

ABC 算法主要模拟蜂群的智能采蜜行为, 蜜蜂采蜜寻找食物源的过程也就是搜寻最优解的过程。在 ABC 系统中, 包含 3 种角色的蜜蜂: 雇佣蜂、观察蜂和侦察蜂, 雇佣蜂和观察蜂各占蜂群的一半, 雇佣蜂(或观察蜂)数目和解的个数相同, 放弃食物源的雇佣蜂便成为侦察蜂。在每一个蜜源的位置代表优化问题一个可能的解, 蜜源的花蜜量对应于解的质量或适应度^[11]。适应度是算法的判决函数, 直接决定优化的方向, 整个系统的目标就是求解适应度函

数的最优解。算法仅有3个控制参数:食物源的数量SN(雇佣蜂数或食物源位置数)、最大循环次数(maximum cycle number, MCN)、预先设定的循环次数limit。

设优化的目标函数含有 D 个优化参数,每个解 X_i 是一 D 维向量。算法以随机初始化各个食物源开始。对每次循环,雇佣蜂都是在当前食物源附近搜寻一个新的食物源,并评估蜜源量(适应度)。假设第 i 个食物源的位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,位置 X_i 的适应度为 fit_i ,一个观察蜂选择蜜源 X_i 的概率为

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \quad (9)$$

为了根据记忆位置 x_{ij} 产生一个候选的新位置,ABC算法通过下式计算新的食物源位置 v_{ij} :

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}), \quad (10)$$

其中: $i \in \{1, 2, \dots, SN\}, k \in \{1, 2, \dots, SN\}, j \in \{1, 2, \dots, D\}, k \neq i, \phi_{ij}$ 是 $[-1, 1]$ 的随机数。随着迭代次数的累加,参数 x_{ij} 与参数 x_{kj} 之间差距的缩小,搜索的空间也缩小,也即搜索的步长缩小,对位置 x_{ij} 的扰动也越来越小。因此随着对最优解的逼近,步长会自适应的缩减,使得算法具有自适应收敛特性^[14]。

每个候选食物源的位置 v_{ij} 产生并评估之后,将和旧食物源比较。若新食物源的适应度大于或等于旧食物源的适应度,则新食物源替换旧食物源;反之保留旧食物源。

蜜蜂长时间担任雇佣蜂,招募的观察蜂会越来越多,整个蜂群就会趋于一个或几个食物源,蜂群极易陷入局部最优。参数limit可以控制蜜蜂连续担任雇佣蜂的次数,增强算法全局搜索能力。假如蜜源 X_i 经过limit次循环后,不能够被改进,那么该位置将被放弃。此位置的雇佣蜂成为侦察蜂,侦察蜂发现新位置并替换 X_i 向量中每个元素的操作如下式:

$$x_i^j = x_{\min}^j + \phi_{ij}(x_{\max}^j - x_{\min}^j), \quad (11)$$

式中: $j \in \{1, 2, \dots, D\}; x_{\max}^j$ 和 x_{\min}^j 分别表示除去 X_i 之后的 X_1, X_2, \dots, X_{SN} 所有 D 维向量中第 j 列元素中的最大元素和最小元素。

2.2 贪婪与人工蜂群算法的比较

贪婪(Greedy)算法是指从问题的初始状态出发,通过若干次的贪心选择而得出最优值(或较优解)的一种解题方法。贪婪算法局部搜索能力强,简单、高效,已经应用于各种优化算法中^[15]。但贪婪

算法对解空间搜索不足,不一定能得到最优解。

作为优化算法,ABC算法简单、鲁棒性强^[16]。控制参数设置少,收敛快,具有较强的全局优化能力。

贪婪算法运行效率高,蜂群算法具有较好的全局搜索能力,如果将两者结合,可以明显提高算法的运行效率和求解质量。

在上述2种算法的基础上,提出了以蜂群算法为主的GABC算法。贪婪和人工蜂群算法结合,用以指导实时系统中不同任务速度等级的分配,在有限的能耗预算下使系统的奖赏值达到最大。从式(8)可知,在任务的速度等级确定时,即 f_k, V_{dd} 确定,任务执行时所需的能耗与 $C_{\text{eff}} \cdot c_i$ 成正比。定义任务的价值密度(Value Density,简称VD)为任务的奖赏值 v_i 与 $C_{\text{eff}} \cdot c_i$ 的比值;任务执行的速度等级一定时,VD越大的任务,其奖赏值相对越大而执行时所需能耗越小。在蜂群算法步骤1)初始化各个食物源之前,首先计算各个任务的价值密度,然后按照贪婪思想,价值密度最大最优先,即价值密度大的任务优先初始化速度等级。这样在能耗预算不足以使每个任务执行时,能保证相对奖赏值大而能耗低的任务能够被执行,使系统奖赏值接近最优,提高能耗的利用率。

3 GABC算法用于能耗感知调度

3.1 贪婪算法

贪婪算法求解规则如下:优先考虑价值密度VD大的任务,随机选择速度等级执行,判断此时是否满足约束条件,若不满足则选择相邻的速度执行,直到找到满足约束的速度。如果所有速度都不能满足,该任务被放弃执行。

3.2 GABC算法实现能耗感知调度

由蜂群算法模型可看出:人工ABC算法适合连续问题的求解,而最大化奖赏值的能耗感知调度问题属于离散问题,可将离散变量映射转化为连续变量求解,但这样会增加运算量。为了简化,ABC算法中新的食物源位置直接用相邻的位置替代。

优化目标函数见式(1),优化参数即是为每个任务分配一个0到 M 之间的速度等级。由于优化问题为最大化问题,优化的目标函数与食物源适应度函数取值变化方向相同,因而适应度可以看成目标函数的值,即为系统的奖赏值。每个任务的已知参数为: p_i, d_i, c_i, v_i 。 C_{eff} 为一常数,算法实现步骤如下:

1) 计算每个任务的价值密度 VD, 利用贪婪寻优的思想, 按照 VD 值从大到小的顺序给相对应的任务随机分配速度等级 x_{ij} (即初始化食物源)。

2) 判断是否满足约束条件式(3)和(4)。若满足, 则转步骤 3); 若 2 个约束条件都不满足, 则速度等级修正为 0, 该任务被放弃; 若不满足其中一个约束条件, 可将当前速度等级进行修正。当不满足时限约束, 由式(7)可知, 增大频率, 可减少任务的执行时间, 因此当速度等级小于 M 时, 可将速度等级增加; 当不满足能耗约束, 由式(8)可知, 降低处理器电压可降低能耗, 故当速度等级大于 1 时, 可通过降低任务执行的速度等级降低能耗。若速度等级增加到 M 或降低到 1 都不能满足约束条件, 则速度等级置为 0。

3) 计算每个解对应的适应度。

4) 雇佣蜂在初始化解附近产生候选的新解。并重复步骤 2), 然后计算新解的适应度, 并和步骤 3) 中计算的适应度进行比较, 保留适应度大的解。由于解是离散变量, 为了简化计算量, 把式(10)中的 $\phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj})$ 直接用 ± 1 替代, 即:

$$v_{ij} = x_{ij} + m. \quad (12)$$

这里 m 随机取 -1 或 1 。 x_{ij} 为 0 (或 M) 时, v_{ij} 可能会超出变量范围, 这时限定 m 的取值为 1 (或 -1) 使 v_{ij} 在 0 到 M 之间。

5) 按照式(9)计算观察蜂选择解 x_i 的概率。并按照式(12)构造新解, 重复步骤 2), 然后计算新解的适应度。并和步骤 4) 中保留解的适应度比较, 记住适应度大的解。

6) 记住搜索过程中的最优解。

7) 雇佣蜂经过 $limit$ 次循环后若适应度仍未增加, 则雇佣蜂转变为侦察蜂, 寻找新的解替换, 并重复步骤 2)。由于可变电电压处理器速度等级只有有限的几个, 因而解的取值只有有限的几个离散值, 侦察蜂搜索的目的是扩大搜索范围, 跳出局部最优解, 故这里式(11)由式(12)替代寻找新的解, 但 m 随机取 -2 或 2 。当计算的 v_{ij} 超出变量范围时, 限定 m 的取值为 -2 (或 2), 使 v_{ij} 在 0 到 M 之间。

8) 检查是否满足设定的循环终止条件。若循环次数没有达到设定的最大值 MCN, 转至第 3) 步, 继续; 若达到, 则求出最优解。

4 结果及分析

实验模拟 Intel Xscale 结构的处理器以验证算法的性能, 该处理器有 5 个离散的频率, 速度与电压的对应关系如表 1 所示。

表 1 Intel Xscale 处理器速度电压表

速度编号	频率/MHz	电压/V
1	150	0.75
2	400	1.0
3	600	1.3
4	800	1.6
5	1 000	1.8

假设: 任务 T_i 的周期在 $[1, 100]$ 之间随机产生, 在最坏情况下执行所需处理器时钟周期数为 C_i 在 $[150, 15\ 000]$ 随机产生, C_{eff} 为 $[0.8, 1.2]$ 之间的随机数。对不同的应用, 奖赏值函数可以简化^[17]。这里, 任务 T_i 的奖赏值 v_i 简化为一个常量, 取 $[1, 100]$ 之间的随机数^[6]。

定义能耗的利用率为系统的奖赏值与 E_{budget} 的比值。分别选取 20、40、60 个任务构成的任务集, 按照前面所述任务参数设置进行测试 GABC 算法的能耗感知特性。如图 1 所示, 横坐标 α 表示能耗约束比例, 纵坐标 ER 表示能耗的利用率。可以看出, 能耗比例因子 $\alpha < 1$ 时, 能耗约束越强, 能耗利用率越大; 并且随着能耗约束比例的逐渐减小, 能耗利用率快速提高。这说明 GABC 算法可用于最大化奖赏值的能耗感知调度。当能耗约束改变时, 算法能自动调整调度行为, 仍能在满足约束的前提下使系统奖赏值最大化。

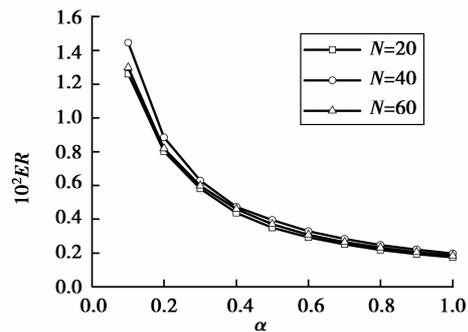


图 1 GABC 算法能耗感知特性

各任务的参数与前面所述的设置相同, 选取 10 到 100 个任务构成的不同任务集, 能耗约束比例为 0.1, 0.3, 能耗预算不足以使每个任务被选择执行时, 分别利用 GABC 算法和贪婪算法对任务集进行测试, GABC 算法的 3 个控制参数设定: SN 为 30, $limit$ 为 25, MCN 为 100。为了消除随机性, 每个点是取仿真 10 次的平均值。对比系统总奖赏值, 如图 2 所示。横坐标 N 表示任务数, 纵坐标 V 表示系统

的奖赏值。GABC算法与Greedy算法相比,总奖赏值分别提高了78%,40%。当任务数增加、能耗约束越强时,GABC算法相比Greedy算法的优势更加明显。因此,在能耗不足以保证所有任务被调度执行时,GABC算法更能确保奖赏值高的任务被执行。

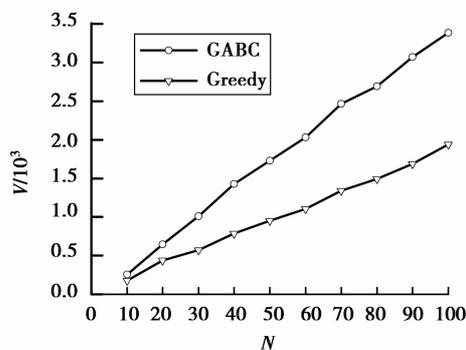
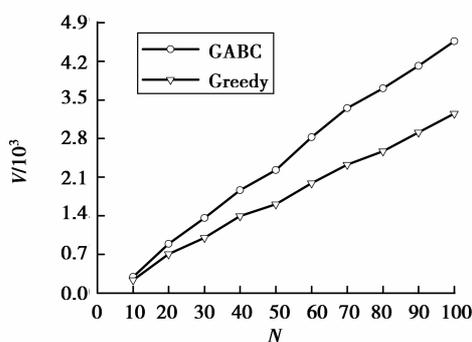
(a) $\alpha=0.1$ (b) $\alpha=0.3$

图2 GABC算法和Greedy算法系统奖赏值比较

5 结论

ABC算法具有自适应收敛且不易陷入局部最优解等特点,将其与贪婪算法相结合,提出一种用于实时系统最大化奖赏值的能耗感知调度的GABC算法。结果表明:能耗利用率随着能耗约束的减小而增大,且随着能耗约束的逐渐增强能耗利用率快速提高。说明算法能根据能耗约束自动调整调度行为,具有良好的能耗感知特性;相比贪婪算法,当能耗约束因子为0.1、0.3时,系统的奖赏值分别平均提高了78%、40%,且随着任务数的增加、能耗约束越强,其优势更加明显。

参考文献:

[1] VASIC M, GARCIA O, OLIVER J, et al. A dvs system based on the trade-off between energy savings and execution time[C/OL] //The 11th IEEE Workshop

on. Control and Modeling for Power Electronics, Zurich, August 17-20, 2008 [2008-09-26]. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4634664.

- [2] SEO E, PARK S, KIM J, et al. TSB: a dvs algorithm with quick response for general purpose operating systems[J]. Journal of Systems Architecture, 2008, 54(1-2):1-14.
- [3] SANTOS R M, SANTOS J, OROZCO J D. Power saving and fault-tolerance in real-time critical embedded systems[J]. Journal of Systems Architecture, 2009, 55(2):90-101.
- [4] LIAN C J, CHIEN S Y, LIN C, et al. Power-aware multimedia: concepts and design perspectives [J]. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2007, 7(2):26-34.
- [5] LEI S, LEE S, WU X L, et al. Maximizing system value among interested packets while satisfying time and energy constraints [C]//The 4th International Conference on Networking (ICN'05), April 17-21, 2005, FRANCE, [S.l.]:Springer,2005:714-721.
- [6] RUSU C A, MELHEM R, MOSSE D. Maximizing the system value while satisfying time and energy constraints [J]. IBM Journal of Research and Development, 2003, 47(5-6):689-702.
- [7] CHEN J J, KUO T W. Voltage-scaling scheduling for periodic real-time tasks in reward maximization[C] // 26th IEEE International Real-Time Systems Symposium (RTSS'05), December 5-8 2005, Miami, Florida. Washington, D. C. :IEEE Computer Society, 2005:345-355.
- [8] 解玉凤,魏少军. 实时周期任务的非占先式能耗感知调度[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(2):245-250.
- XIE YU-FENG, WEI SHAO-JUN. Energy-aware scheduling of nonpreemptive periodic tasks in real-time systems[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2006, 18(2):245-250.
- [9] 彭石宝,袁俊泉,向家彬. 一种基于加权迭代贪婪算法的InSAR相位解缠的新方法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(6):1326-1330.
- PENG SHI-BAO, YUAN JUN-QUAN, XIANG JIA-BIN. An improved inSAR phase unwrapping method based on iterative-weighted greedy algorithm [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(6):1326-1330.
- [10] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Applied Soft Computing Journal, 2008, 8(1):687-697.

- rock from coal based on statistical analysis of fast fourier transform [C] //WRI Global Congress on Intelligent Systems, May 19-21, 2009, Institute of Electrical an Electronics Engineers Computer Society, 2009: 269-273.
- [6] 夏护国. 采煤机位置监测装置的原理与应用 [J]. 矿山机械, 2007, 38(11): 25-27.
XIA HU-GUO. Principle and application of shearer position monitoring device [J]. Mining & Processing Equipment, 2007, 38 (11): 25-27.
- [7] 方新秋, 何杰, 张斌, 等. 无人工作面采煤机自主定位系统 [J]. 西安科技大学学报, 2008, 28(2): 349-353.
FANG XIN-QIU, HE JIE, ZHANG BIN, et al.. Self-positioning system of the shearer in unmanned workface [J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2008, 28 (2): 349-353.
- [8] 安美珍. 采煤机运行姿态及位置监测的研究 [D]. 北京: 煤炭科学总院, 2009.
AN MEI-ZHEN. Research on monitoring the shearer's running posture and position [D]. Beijing: China Coal Research Institute, 2009.
- [9] CAI KAI-YUAN, ZHANG LEI. Fuzzy reasoning as a control problem [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008, 16 (3): 600-614.
- [10] LAURENT FOULLOY, SYLVIE GALICHET. Fuzzy control with fuzzy inputs [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, 11 (4): 437-449.
- [11] RODOLFO E HABER, JOSE R ALIQUÉ. Fuzzy logic-based torque control system for milling process optimization [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2007, 37 (5): 941-950.
- [12] LAM H K, SENEVIRATNE L D. Tracking control of sampled-data fuzzy-model-based control systems [J]. IET Control Theory and Applications, 2009, 3 (1): 56-57.
- [13] LIN W-S, HUANG C-L, CHUANG M-K. Hierarchical fuzzy control for autonomous navigation of wheeled robots [J]. IEE Proceedings Control Theory and Applications, 2006, 152(5): 598-606.
- [14] GANG FENG. A survey on analysis and design of model-based fuzzy control systems [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2006, 14 (5): 676-697.
- [15] GIOVANNI ACAMPORA, VINCENZO LOIA. Fuzzy control interoperability and scalability for adaptive domotic framework [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2005, 1(2): 97-111.
- [16] YU TANG, VELEZ-DIAZ DANIEL. Robust fuzzy control of mechanical systems [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, 11(3): 411-418.
- (编辑 张小强)
-
- (上接第 129 页)
- [11] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial Bee Colony algorithm [J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 214 (1): 108-132.
- [12] CHETTO M, EL GHOR H. Real-time scheduling of periodic tasks in a monoprocessor system with rechargeable energy storage [C] // The 30th IEEE Real-Time Systems Symposium RTSS, December 1-4, 2009, Washington, D. C., USA Washington, D. C.: IEEE Computer Society, 2009: 45-48.
- [13] RUSU C, MELHEM R, MOSSE D. Multi-version scheduling in rechargeable energy-aware real-time systems [J]. Journal of Embedded Computing, 2005, 1 (2): 271-283.
- [14] 康飞, 李俊杰, 许青. 混合蜂群算法及其在混凝土坝动力材料参数反演中的应用 [J]. 水利学报, 2009, 39 (6): 736-742.
KANG FEI, LI JUN-JIE, XU QING. Hybrid simplex artificial bee colony algorithm and its application in material dynamic parameter back analysis of concrete dams [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2009, 39 (6): 736-742.
- [15] DAVIS S, IMPAGLIAZZO R. Models of greedy algorithms for graph problems [J]. Algorithmica, 2009, 54(3): 269-317.
- [16] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. Kayseri: Erciyes University, 2005.
- [17] GONG J Y, ZHONG X L, XU C Z. Energy and timing constrained system reward maximization in wireless networks [C] // The 28th International Conference on Distributed Computing Systems, June 17-20, 2008, Beijing, China. Washington, D. C.: IEEE Computer Society, 2008, 1-2: 809-816.
- (编辑 陈移峰)