

文章编号: 1001-0920(2007)09-0961-06

计算智能方法优化设计模糊控制系统:现状与展望

罗 熊^{1,2}, 孙增圻²

(1. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083; 2. 清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084)

摘 要: 计算智能方法优化模糊控制系统是近年来的研究热点, 这里对此研究方向进行了综述. 首先简要介绍了模糊控制; 然后按使用计算智能方法的不同分成 6 大类, 详尽分析了计算智能方法优化模糊控制系统的研究现状; 最后对下一步的研究工作进行了展望.

关键词: 模糊控制系统; 计算智能; 优化设计; 知识库

中图分类号: TP273.4 **文献标识码:** A

Status and development of optimal design for fuzzy control system based on computational intelligence algorithms

LUO Xiong^{1,2}, SUN Zeng-qi²

(1. School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 2. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China. Correspondent: LUO Xiong, E-mail: robertxiongluo@gmail.com)

Abstract: In recent years, optimal design for fuzzy control system based on computational intelligence algorithms is the hot spot in the research field. Firstly, the basic theory of fuzzy control is introduced. Then, the progress made in recent years is analyzed in detail, which is classified into six kinds according to computational intelligence algorithms used in the practical situation. Finally, the research directions in the future are proposed.

Key words: Fuzzy control system; Computational intelligence; Optimal design; Knowledge base

1 引 言

模糊控制是模糊集合理论应用的一个重要方面. 成功应用模糊控制的关键之一是要有效结合专家的经验知识, 提高模糊控制系统的学习能力, 慎重选择系统的设计参数. 在系统设计过程中, 遇到了一些困难: 1) 在模糊控制规则的优化和选取方面, 主要依赖于专家的先验知识. 当系统规模变得愈加复杂时, 规则优化选取的工作量将巨增, 仅凭人工将难以胜任. 2) 模糊变量的各个模糊子集的隶属度函数也对模糊控制系统的性能产生重要影响, 需要优化确定多个参数. 这是一个全局寻优问题, 传统解决方法是反复试凑, 同样难以满足复杂系统的要求.

为克服这些不足, 很多理论技术被应用到这一领域, 其中比较典型的是神经网络技术以及各种计算智能方法等. 神经网络对环境的变化具有较强的

自适应能力, 可以结合神经网络的学习和分布处理能力来训练模糊规则, 提高整个系统的学习和表达能力. 神经网络学习算法也存在着容易陷入局部极值、收敛速度较慢, 以及网络训练时间和效果过于依赖初始值等不足, 因此还需要进行相应的改进. 为有效弥补神经网络方法的不足, 可引入各种计算智能方法来优化设计模糊控制系统. 这是一种比较有效的改进措施, 这个方面的研究近年来蓬勃发展, 取得了许多成果.

2 模糊控制简介

在对模糊控制系统的优化设计中, 主要集中在对模糊控制器的处理. 模糊控制器是模糊控制系统的核心, 它主要由模糊化、知识库、模糊推理、清晰化 4 部分组成^[1]. 其中: 模糊化负责将输入的精确量转换成模糊化量; 知识库包含了具体应用领域中的知

收稿日期: 2006-06-13; 修回日期: 2006-10-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60604010, 90405017); 国家 973 计划项目(2002CB312205); 中国博士后基金项目(2005038078).

作者简介: 罗熊(1976—), 男, 长沙人, 讲师, 博士后, 从事智能优化算法、智能机器人系统等研究; 孙增圻(1943—), 男, 江苏靖江人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、模糊神经网络和智能飞行控制等研究.

识和要求的控制目标,它由数据库和模糊控制规则库两部分组成,数据库中包含了与模糊控制规则及模糊数据处理有关的各种参数,规则库包含了用模糊语言变量表示的一系列控制规则;模糊推理基于模糊逻辑中的蕴涵关系及推理规则来完成推理功能;清晰化负责将模糊推理得到的控制量变换成实际用于控制的清晰量。

在优化设计模糊控制器的过程中,关键是自动优化设计知识库,相当于高维空间的寻优问题。参数化高维空间中的每一个点代表了模糊知识库(隶属度函数和一组规则集)以及对应模糊系统的性能,模糊控制器的优化设计即相当于在高维空间中寻找一个局部的最优位置。这可以通过结合下面讨论的各种计算智能方法来实现。

3 计算智能方法优化设计模糊控制的研究现状

在结合利用计算智能方法自动优化设计模糊控制系统中的知识库方面,主要涉及对模糊规则、隶属度函数和尺度变换函数等部分的学习调整,其对应的整体框架如图1所示。下面结合其中涉及到的各种具体算法来讨论相关的研究进展。

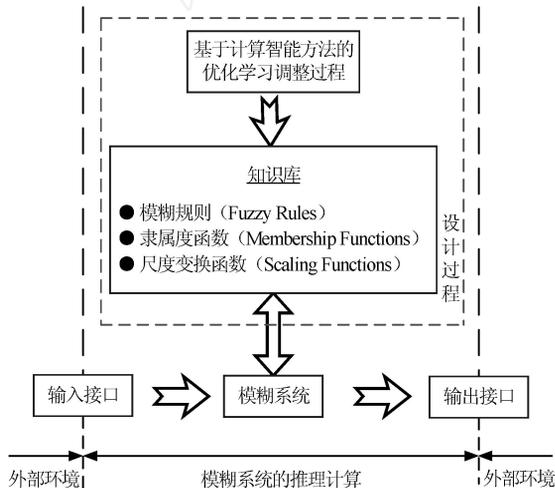


图1 计算智能方法优化设计模糊控制的整体框架

3.1 基于进化计算

进化计算(EC)是指基于自然界进化原理而设计的特定启发式技术,它有3种典型的优化计算模式:遗传算法(GA)、进化策略(ES)和进化规划(EP)。

3.1.1 基于遗传算法

在利用计算智能方法优化设计模糊控制领域中,基于GA开展的工作是最多的,也是相对比较全面的。Cordón等人曾特别提出了一个基于遗传模糊规则的系统结构^[2]。下面从4个方面,分别介绍相关的工作:

(1) 对隶属度函数的优化调整

模糊控制器中包含的隶属度函数主要是三角形、梯型和高斯分布型等几类简单形状,可分别通过多个参数描述。优化调整主要针对这些参数进行,基本思路是:首先根据先验知识预先确定各个参数粗略的取值范围;接着在区间范围内对各个参数分别编码,把所有的编码串起来构成一个染色体,以此表示一个待调整的隶属度函数;然后根据性能指标设定适应度函数,在此基础上,通过GA进行寻优。自从Karr等人首先在这方面开展研究之后^[3],各种研究工作层出不穷。Siarry等人基于传统的GA,优化调整了Takagi-Sugeno模糊规则前件中的三角形隶属度函数的3个参数以及模糊规则库的输出,并对GA中的重要参数进行了灵敏度分析^[4]。Lin结合利用GA和最小二乘估计算法来优化调整模糊规则前件中的高斯分布型隶属度函数的参数,其中对待优化的参数采用了更直观方便的实数编码,同时设计了一种高层的变异算子,算法的收敛速度较传统的使用二进制编码的GA要快得多^[5]。

(2) 对模糊规则的优化调整

一般地,在利用GA对模糊规则的选择调整过程中,有3种通用的染色体编码方式:1)使用一个二进制值的基因来表示一个特定的逻辑规则,整个染色体的长度取决于系统可能包含的逻辑规则的数目^[6];2)使用一个基因来表示一个特定逻辑规则的前件部分,使用剩余的基因表示同一逻辑规则的后件部分^[7];3)使用一个基因来表示每个逻辑规则,每个基因的值就是对应逻辑规则的控制变量的语言值^[8]。第1种编码方式的优点在于考虑了系统中逻辑规则所有可能的变换形式,缺点是染色体可能过长;而第2和第3种编码方式的优缺点恰与此相反^[9]。

早期的工作是Thrift的研究成果^[8],他讨论了小车定位模糊控制器的设计。该模糊控制器最多有5×5条规则,将其视为一个规则表,从第1行开始,按顺序将表展开,形成一个含有25个元素的一维序列。把这个序列视为个体,对其编码。交叉算子采用传统的两点交叉,变异算子设计为将个体中选中的变异位变为其相邻的模糊集或者空。金耀初等人将模糊规则的优化转化为类似最优控制的二次型性能指标描述,提出了一种改进的GA,其中采用了“杂交”算子和“主动优生”选择机制^[10]。Angelov设计了特殊的编码方式,减少了染色体长度,提高了计算性能^[11]。

(3) 对隶属度函数和模糊规则的综合优化调整除了分别优化调整之外,还可以同时对隶属度

函数和模糊规则进行综合调整^[12, 13]。

Lee 等在对 Takagi-Sugeno 型模糊控制器的优化设计中,对输入变量的隶属度函数和模糊规则后件部分涉及的参数进行二进制编码,然后执行一般遗传操作^[14]。但在这种统一编码方式下,进行优化调整之后,不同模糊控制规则中同一语言变量具有相同语义的模糊子集会具有不同的参数,这使规则库失去了一定的可解释性。

另外, Cordon 等人将整个过程分成 3 个阶段,利用 GA 细致地依次对隶属度函数和模糊规则进行全面综合调整^[15]。

(4) 对变量的尺度变换函数的优化调整

在模糊化的过程中,需要进行尺度变换,将输入和输出变量变换到要求的论域范围内。尺度变换函数的选取对模糊控制器的性能影响也极大。目前分别有线性和非线性的尺度变换函数。在线性的尺度变换中,变换函数可以通过单一的比例因子或者确定的上下界等 1 个或 2 个的简单参数描述;而在非线性的尺度变换中,为了克服线性变换中存在的固定对应关系,往往采用 3 个或 4 个缩放参数来描述非线性变换函数。

在对线性尺度变换函数的调整方面, Magdalena 等人讨论了通过确定上下界参数描述的线性尺度变换函数的优化调整,其中对参数采用了实数编码方式^[16]。在对非线性尺度变换函数的调整方面,也有一些结果^[17]。

3.1.2 基于进化策略

这方面的研究,主要包括以下工作:

Cordon 等人提出了一个两阶段进化处理算法,用以设计基于 Takagi-Sugeno-Kang 模糊规则的系统^[18]。首先是初始产生阶段,采用了基于 (μ, σ) -ES 的算法,其中具有不同后件部分的模糊规则将会相互竞争,在此基础上形成一个初始的知识库。接着是提炼细化阶段,采用了结合 GA 和 ES 的混合进化处理方法,对所形成的初始知识库中规则的前件和后件部分同时进行优化调整,形成最后的知识库。

Hoffmann 研究了对模糊规则的 ES 学习算法,在迭代 ES 学习过程中,引入了一种加速算法,有效缩减了每一代种群中寻优个体的范围,提高了计算效率^[19]。

3.1.3 基于进化规划

这方面的研究,主要包括以下工作:

Kang 等人在不需要假设任何规则库结构的前提下,提出了一种设计最优模糊规则库的 EP 算法,能同时对模糊规则库的结构和参数进行优化^[20]。Lee 等人将 EP 算法和最大熵原理相结合,提出了一

个二阶段的进化算法,用于获取模糊控制规则的最优结构以及与其关联的权值系数^[21]。

3.1.4 基于其他的进化算法

此外,近几年还出现了利用其他一些新颖的进化算法(如遗传程序设计^[22]、协同进化^[23, 24]、基于 Agent 的进化算法^[25]、细菌进化算法^[26])来优化模糊控制的工作。

3.1.5 评 述

进化算法本质上可被视为一种并行搜索技术,能够找到全局最优解。纵观以上研究工作,虽取得了很多满意的优化结果,但在面向模糊控制系统构造初始可行解以及针对系统特点设计相应进化算子方面还存在一些不足。另外,它的搜索性能有时也并不令人满意,其根本原因在于它的并行搜索机制是建立在解(或染色体)的层次上,因此其搜索性能不是特别好。

3.2 基于模糊退火算法

模拟退火(SA)算法也是一种全局优化算法,其收敛条件比较一般,影响 SA 算法效率的关键是降温表。与之相比,GA 则更多地依赖于个体的编码方式以及初始种群的有效构造等前提条件。

3.2.1 目前的研究工作

模糊规则系统中,语言变量的模糊划分尺度对整个系统的性能有着重要影响。Cordon 等人基于 SA 算法,提出了一种获取统一模糊划分尺度的新方法^[27]。但其工作主要集中在对固定形状的隶属度函数和等尺度的模糊划分此类情况的处理,没有考虑更一般的情况。另外,还有一些重要工作,详见文献[28, 29]。

3.2.2 评 述

在某些特定场合,SA 可能比 EC 更适用于优化模糊控制系统,但从本质上来说,因为 SA 的序列搜索特性,决定了它不能通过并行体系结构实现来提高搜索性能。

3.3 基于蚁群优化算法

蚁群优化(ACO)算法是计算智能领域中基于群智能的一类重要算法,它是通过模拟现实世界中蚁群的行为特征而提出的一种新型分布式智能仿生优化算法。

3.3.1 目前的研究工作

这方面的研究工作主要集中在对模糊规则库的优化学习上。Casillas 等人研究了从数值数据中自动进行模糊规则学习的 ACO 算法,设计了蚂蚁系统(AS)和蚁群系统(ACS)两类算法^[30]。特别值得关注的是其中设计的转化方法,为适合应用 ACO 算法,将原问题转化为用图描述的组合优化问题。另

外, Casillas 等人在基于 ACO 算法对模糊规则学习问题求解过程中, 对 ACO 算法的每次迭代过程, 引入局部搜索技术对所产生的最好一个解进行优化调整, 在保持 ACO 算法学习速度的同时, 进一步改进解的质量^[31]. 进一步地, Galea 等人提出了利用 ACO 算法进行模糊规则推导的系统框架^[32].

3.3.2 评述

目前使用 ACO 算法优化模糊控制系统的工作还较少, 但其应用效果比较令人满意. 根本原因在于: 与 EC 等相关算法相比, ACO 的搜索机制是建立在一个解的各个部分的层次上, 因此搜索性能有了较大提高. 目前优化模糊控制系统中使用的 ACO 算法比较简单, 不适合于描述和优化比较复杂的模糊控制系统.

3.4 基于粒子群优化算法

粒子群优化算法 (PSO) 也是一种基于群智能的算法, 它源于对鸟群捕食行为的研究.

3.4.1 目前的研究工作

Esmin 等人基于标准 PSO 算法, 特别研究了对隶属度函数的参数进行优化调整的方法^[33].

3.4.2 评述

PSO 与 GA 类似, 是一种基于迭代的优化工具, 同 GA 相比, PSO 的优势在于实现简单且需要调整的参数不多, 其搜索性能优于 GA. 但是, 针对模糊控制系统的特点, 还需要在 PSO 的参数选择与优化方面开展进一步的工作, 使得既能避免早熟又能较快地收敛.

3.5 基于免疫算法

免疫算法 (IA) 是一种模拟免疫系统智能行为的仿生算法. IA 具有与神经网络类似的自适应性和学习能力, 但它是建立在多个进程动态合作基础上; 同时, 它也具有与 GA 类似的进化机制, 但它能精确控制群体多样性和特异性.

3.5.1 目前的研究工作

IA 有很多种类, 其中最常用的是 IA 与 GA 等其他计算智能方法融合产生的新算法, 目前主要是免疫遗传算法 IGA. 武晓今等人利用 IGA 进行隶属度函数的优化学习^[34]. 在 IGA 中, 把所处理问题的目标函数和约束条件对应于抗原, 把问题的解对应于抗体, 将问题空间和 GA 空间融合在一起, 减少 GA 的非效率操作, 提高了优化算法的性能; 同时, 在迭代后期, 增加对种群浓度的控制, 有效防止了近亲繁殖, 避免了早期收敛和陷入局部最优. 徐雪松等人对 IGA 改进后, 应用于多变量模糊控制器的模糊规则提取^[35]. 另外, 还有一些重要工作^[36].

3.5.2 评述

IA 没有像 GA 一样的通用形式, 针对不同类型的模糊控制系统需要研究不同的策略, 但其运行的灵活性和内容的丰富性也正是 IA 不同于其他算法的最大特点.

3.6 基于 DNA 计算

DNA 计算是一种关于计算的新思维方式. 它以 DNA 序列作为信息编码的载体, 利用分子生物学技术, 以试管内控制酶作用下的 DNA 序列反应来实现相应的运算.

3.6.1 目前的研究工作

将 DNA 计算和进化计算结合起来, 可以有效改进进化计算在模拟生物的遗传和基因调控机理方面的一些不足. Ding 等人提出了一种新颖的基于 DNA 的进化算法 DNA-EA, 用于自动获取 Takagi-Sugeno 模糊规则, 并同时优化模糊规则前件和后件中的设计参数^[37]. 在 DNA-EA 中, 采用 4 个字符 {A, G, C, T} 来编码信息, 这使染色体的编码长度大为缩短; 染色体的长度是可变的, 通过引入基于 DNA 遗传操作的框构变异操作, 可在模糊控制器中增加或删除一个或多个模糊规则, 从而可以自动调整设计模糊控制器的结构; 引入了受微生物进化现象启发的基因转移操作, 能够更频繁地驱动那些较好的规则, 快速地构造模糊系统; 通过模拟生物 DNA 的转换翻译过程, 将算法中的 DNA 染色体转换成模糊系统的设计参数.

3.6.2 评述

现有工作主要是在 DNA 计算模型的基础上引入了一些基因级操作, 但研究还远远不够. 为进一步与计算智能中的其他技术进行集成, 还需要研究基于 DNA 机理的各种智能学习方法.

4 研究展望

目前, 围绕计算智能方法优化模糊控制系统已经广泛地开展了很多工作, 同时也取得了较多的研究成果. 但是, 随着智能控制理论与技术的进一步发展, 在这一研究领域中, 还有很多问题需要深入研究. 具体包括以下几个方面:

1) 综合利用当前各种先进的智能算法优化设计模糊控制系统. 一方面, 可以继续将前面提及的各种计算智能方法更广泛地整合使用; 另一方面, 还可以引入其他更多的先进智能算法 (如分布估计算法 EDA^[38] 等新颖的高级进化算法), 设计更高效的混合优化算法, 探讨进一步高效优化设计模糊控制系统的新途径.

2) 应用领域的进一步拓展深化. 目前的研究成

果主要是通过实验仿真的形式反映出来,在实际工程中的应用相对较少.这里提出的经计算智能方法优化设计后的模糊控制系统可以应用到一般常规模糊控制涉及到的各种应用领域,包括机器人、生产调度、Internet 和分子生物等方面.消化目前研究成果,不断开拓新的应用领域将是今后工作的一个侧重点.

3) 新的编码方式的探索以及算法重要控制参数的进一步优化调整.个体的编码方式对整个进化算法的执行效率具有重要的影响,针对目前越来越复杂的模糊控制系统,如何设计有效的染色体编码方式来描述规则和数据库规则库的结构,将是一个值得关注的研究方向.在设计编码的过程中,需要注意两点:在同时优化控制规则和隶属度函数的设计参数时,设计的编码方案要确保得到的优化规则保持原有语言变量的含义,既要便于理解又要保证一定的精确性;对多输入多输出的复杂模糊系统,要简化参数的编码,有效控制编码长度,确保算法执行不致占用系统过多的时间资源.

另外,在基于进化算法优化设计参数的过程中,交叉率和变异率等控制参数值往往都通过经验确定.与此类似,ACO 算法、PSO 算法、IA 中的很多控制参数值也是根据经验确定,在某种程度上限制了算法的改进,因而需要探讨自动改进这些控制参数的方法.

4) 开展在线优化方面的研究,进一步提高系统的实时性能.目前主要采用离线方式对模糊控制系统进行优化调整,随着工业应用的进一步发展,需要模糊控制器能适应参数的变化,及时地进行在线优化调整.因此,需要结合计算智能方法,开展在线优化设计模糊控制系统方面的工作,以期进一步提高系统的实时性能.

5) 控制系统品质分析与稳定性和鲁棒性的研究.目前对利用各种计算智能方法优化设计的模糊控制器一般稳定性和鲁棒性的理论分析还比较少,需要结合计算智能方法本身的特点,确定相应的数学理论工具,研究模糊控制系统具有稳定性和鲁棒性的高品质先进控制理论.

6) 基于计算智能方法优化模糊控制的相关硬件研究.随着研究工作的深入展开,对实现相关功能的硬件研究也已被提出.在这方面,已有一些尝试.Stewart 等人在特定硬件平台上,实现了利用多目标进化算法在线自动设计的模糊逻辑控制器^[39].受硬件技术条件的限制,要完全自动实现这样的优化模糊控制还有一定的困难.不过,基于近年来出现的 FPAA 芯片技术,可以为相关硬件的实现提供一种

有效手段^[40].

5 结 语

基于计算智能方法优化设计模糊控制系统是对传统模糊控制的改进和发展,它克服了以往经过反复试凑来确定控制系统参数带来的不足,通过结合各种先进计算智能方法强大的寻优能力,进行快速高效地优化设计.

随着目前计算智能方法的快速发展,各种新颖的技术方法被逐渐引入到这个开放的研究领域,有效地克服了原有的不足;反过来,在进行模糊控制系统参数优化设计的过程中,经不断地反馈提炼总结,又从特定的角度促进了计算智能的发展.这将会促进各种智能控制理论和方法的进一步融合,推动智能控制这一大的研究领域不断前进发展.

参考文献(References)

- [1] 孙增圻,张再兴,邓志东.智能控制理论与技术[M].北京:清华大学出版社,1997.
(Sun Zeng-qi, Zhang Zai-xing, Deng Zhi-dong. The principles and techniques of intelligent control [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997.)
- [2] Cordón O, Gomide F, Herrera F, et al. Ten years of genetic fuzzy systems: Current framework and new trends[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 141(1): 5-31.
- [3] Karr C L, Gentry E J. Fuzzy control of pH using genetic algorithms[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1993, 1(1): 46-53.
- [4] Siarry P, Guely F. A genetic algorithm for optimizing Takagi-Sugeno fuzzy rule bases [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1998, 99(1): 37-47.
- [5] Lin C J. A GA-based neural fuzzy system for temperature control[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 143(2): 311-333.
- [6] Lekova A, Mikhailov L, Boyadjiev D, et al. Redundant fuzzy rules exclusion by genetic algorithms [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1998, 100(1-3): 235-243.
- [7] Chin T C, Qi X M. Genetic algorithms for learning the rule base of fuzzy logic controller [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1998, 97(1): 1-7.
- [8] Thrift P. Fuzzy logic synthesis with genetic algorithms [C]. Proc of the 4th Int Conf on Genetic Algorithms. San Diego, 1991: 509-513.
- [9] Chiou Y C, Lan L W. Genetic fuzzy logic controller: An iterative evolution algorithm with new encoding method [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 152(3): 617-635.
- [10] 金耀初,蒋静坪.基于进化计算的模糊控制规则优化[J].控制与决策,1996,11(6): 672-676.
(Jin Yao-chu, Jiang Jing-ping. Optimization of fuzzy control rules using evolutionary computation [J].

- Control and Decision, 1996, 11(6): 672-676.)
- [11] Angelov P P. An evolutionary approach to fuzzy rule-based model synthesis using indices for rules[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2003, 137(3): 325-338.
- [12] Homaifar A, McCormick E. Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1995, 3(2): 129-139.
- [13] Karr C L. Design of an adaptive fuzzy logic controller using a genetic algorithm[C]. Proc of the 4th Int Conf on Genetic Algorithms. San Diego, 1991: 450-457.
- [14] Lee M A, Takagi H. Integrating design stages of fuzzy systems using genetic algorithms[C]. Proc of the 2nd IEEE Int Conf on Fuzzy Systems. San Francisco, 1993: 612-617.
- [15] Cordon O, Herrera F. A three-stage evolutionary process for learning descriptive and approximate fuzzy logic controller knowledge bases from examples[J]. Int J of Approximate Reasoning, 1997, 17(4): 369-407.
- [16] Magdalena L, Monasterio-Huelin F. A fuzzy logic controller with learning through the evolution of its knowledge base[J]. Int J of Approximate Reasoning, 1997, 16(3-4): 335-358.
- [17] Cordón O, Herrera F, Magdalena L, et al. A genetic learning process for the scaling factors, granularity and contexts of the fuzzy rule-based system data base[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 136(1-4): 85-107.
- [18] Cordón O, Herrera F. A two-stage evolutionary process for designing TSK fuzzy rule-based systems [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics, 1999, 29(6): 703-715.
- [19] Hoffmann F. Combining boosting and evolutionary algorithms for learning of fuzzy classification rules[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 141(1): 47-58.
- [20] Kang S J, Woo C H, Hwang H S, et al. Evolutionary design of fuzzy rule base for nonlinear system modeling and control[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(1): 37-45.
- [21] Lee C H, Yuchi M, Kim J H. Two-phase optimization of fuzzy controller by evolutionary programming [C]. Proc of the 2003 Congress on Evolutionary Computation. Canberra, 2003, 3: 1949-1956.
- [22] Alba E, Cotta C, Troya J M. Evolutionary design of fuzzy logic controllers using strongly-typed GP [J]. Mathware & Soft Computing, 1999, 6(1): 109-124.
- [23] Delgado M R, Zuben F V, Gomide F. Coevolutionary genetic fuzzy systems: A hierarchical collaborative approach[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 141(1): 89-106.
- [24] Sim K B, Byun K S, Lee D W. Design of fuzzy controller using schema coevolutionary algorithm[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2004, 12(4): 565-568.
- [25] Wang H, Kwong S, Jin Y, et al. Agent-based evolutionary approach for interpretable rule-based knowledge extraction [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics — Part C: Applications and Reviews, 2005, 35(2): 143-155.
- [26] Nawa N E, Furuhashi T. Fuzzy system parameters discovery by bacterial evolutionary algorithm[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1999, 7(5): 608-616.
- [27] Cordón O, Herrera F, Villar P. Analysis and guidelines to obtain a good uniform fuzzy partition granularity for fuzzy rule-based systems using simulated annealing [J]. Int J of Approximate Reasoning, 2000, 25(3): 187-215.
- [28] Guéy F, La R, Siarry P. Fuzzy rule base learning through simulated annealing [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1999, 105(3): 353-363.
- [29] Garibaldi J M, Feachor E C. Application of simulated annealing fuzzy model tuning to umbilical cord acid-base interpretation[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1999, 7(1): 72-84.
- [30] Casillas J, Cordón O, Herrera F. Learning fuzzy rules using ant colony optimization algorithms[C]. Proc of the 2nd Int Workshop on Ant Algorithms: From Ant Colonies to Artificial Ants. Brussels, 2000: 13-21.
- [31] Casillas J, Cordón O, Herrera F. Learning cooperative fuzzy linguistic rules using ant colony optimization algorithms[R]. Granada: Dept of Computer Science and Artificial Intelligence, University of Granada, 2000.
- [32] Galea M, Shen Q. Fuzzy rules from ant-inspired computation[C]. Proc of the 2004 IEEE Int Conf on Fuzzy Systems. Budapest, 2004, 3: 1691-1696.
- [33] Esmín A A A, Aoki A R, Lambert-Torres G. Particle swarm optimization for fuzzy membership functions optimization[C]. Proc of the 2002 IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics. Hammamet, 2002, 3: 108-113.
- [34] 武晓今, 韩生廉. 结合免疫功能的遗传算法及其在技能模糊控制中的应用[J]. 小型微型计算机系统, 2003, 24(7): 1312-1315.
(Wu Xiao-jin, Han Sheng-lian. Immune genetic algorithm and its application in skill fuzzy control[J]. Mini-Micro Systems, 2003, 24(7): 1312-1315.)
- [35] 徐雪松, 诸静. 免疫遗传算法的改进及其在模糊控制中的应用研究[J]. 信息与控制, 2003, 32(5): 462-466.
(Xu Xue-song, Zhu Jing. An improved immune genetic algorithm for fuzzy control [J]. Information and Control, 2003, 32(5): 462-466.)

(下转第 971 页)

表 1 可以看到, PSO-Pareto 的总任务完成时间是和 NBSA 算法相当的, 其中解 (3), (4), (6) 比 NBSA 算法的总任务完成时间要小.

对上述结果进行分析和总结, PSO-Pareto 优于另两种算法的原因在于:

1) 有效解决问题的思路. 本文的 TDMA 时隙分配思路是对所有子任务依次安排时隙, 这种解决思路不会产生空闲时隙, 可以保证较好的时间性能, 而且子任务时隙能灵活调整, 可令节点工作的连续性好, 从而降低能量消耗.

2) 好的搜索算法. PSO 算法能以 Pareto 解集为指导充分搜索解空间, 提高时隙安排的灵活性, 从而能找到更好的能量和时延性能的折衷点.

5 结 语

本文针对无线传感器网络多到一的数据传输特点, 结合 Pareto 优化方法和搜索能力强的 PSO 算法, 对 TDMA 调度问题提出了 PSO-Pareto 算法. 该算法具有如下优势: 1) 在进化搜索算法的问题求解框架之下, 易于处理多个目标寻优的问题, 建立多目标优化的模型; 2) 可充分发挥进化搜索算法对 NP 问题的求解能力; 3) Pareto 优化概念的引入使多目标解的评价更加合理, 能为决策者在网络性能的取舍上提供更多的选择.

在无线传感器网络中, 多目标优化问题普遍存在, 而且多数目标之间存在牵制关系. 对此, 本文提出的多目标优化算法可以为这类问题提供一个很好的解决思路.

参考文献(References)

[1] Kahn J M, Katz R H, Pister K S J. Next century challenges: Mobile networking for smart dust [C]. Mobicom 99. Seattle Washington, 1999: 271-278.

[2] Shih E, Cho S H, Ickes N, et al. Energy-efficient link layer for wireless microsensor networks[C]. Proc of the Workshop on VLSI 2001. Orlando, 2001: 16-21.

[3] Pei Guangyu, Charles Chien. Low power TDMA in large wireless sensor networks[C]. Proc of MILCOM. 2001, 1: 347-351.

[4] Sinem Coleri Ergen, Pravin Varaiya. TDMA scheduling algorithms for sensor networks [R]. Berkeley: Department of Electrical Engineering and Computer Sciences, University of California, 2005.

[5] Choi H, Wang Ju, Esther A Hughes. Scheduling on sensor hybrid Network[C]. IEEE ICCCN. San Diego, 2005: 503-508.

[6] Florens C, McEliece R. Packet distribution algorithms for sensor networks[C]. IEEE INFOCOM. San Diego, 2003: 1063-1072.

[7] Shashidhar Gandham, Zhang Ying, Huang Qing-feng. Distributed minimal time convergecast scheduling in wireless sensor networks [C]. The 26th Int Conf Distributed Computing Systems (ICDCS06). Lisboa, 2006.

[8] Gaurav Jolly, Mohamed Younis. An energy-efficient, scalable and collision-free MAC layer protocol for wireless sensor networks[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2005, 5(3): 285-304.

[9] Eberhart R, Shi Y. Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization[C]. Volume 1447 of Lecture Notes in Computer Science. Springer, 1998: 611-616.

[10] Deb K. Evolutionary algorithms for multi-criterion optimization in engineering Design [C]. Proc of Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science (EUROGEN-99). Chichester: John Wiley & Sons, 1999: 135-161.

(上接第 966 页)

[36] Zuo X Q, Li S Y. Design of a fuzzy logical controller by immune algorithm with application to an inverted pendulum system[C]. Proc of the 2003 Congress on Evolutionary Computation. Honolulu, 2003, 1: 100-106.

[37] Ding Y S, Ren L H, Shao S H. Automatic design of takagi-sugeno fuzzy controllers by a new DNA-based evolutionary algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2001, 27(4): 510-520.

[38] Larrañaga P, Lozano J A. Estimation of distribution algorithms: A new tool for evolutionary computation

[M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2001.

[39] Stewart P, Stone D A, Fleming P J. Design of robust fuzzy-logic control systems by multi-objective evolutionary methods with hardware in the loop [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2004, 17(3): 275-284.

[40] Amaral J F M, Tanscheit R, Pacheco M A C, et al. Evolutionary fuzzy system design and implementation [C]. Proc of the 9th Int Conf on Neural Information Processing. Singapore, 2002, 4: 1872-1876.