第22卷 第10期 控 制 与 决 策 2007年10月
Vol. 22 No. 10 Control and Decision Oct. 2007

文章编号: 1001-0920(2007)10-1081-05

极值优化算法综述

齐 洁[1], 汪定伟[2]
(1. 东华大学 信息科学与技术学院, 上海 200051; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘 要: 极值优化(EO)算法是新开发的一种启发式算法,其基本思想是更新适值最差的变量,提高目标函数的适值. 首先介绍了自组织临界的思想和模型;然后阐述了算法的具体实现,讨论了算法的改进、特点和算法的理论分析;最后介绍了算法的应用,并展望了算法未来可能的改进和研究方向.

关键词: 极值优化算法; 自组织临界; 准平衡性; 演化计算
中图分类号: TP301.6 **文献标识码**: A

Overview of extremal optimization algorithm

QI Jie[1], *WANG Ding-wei*[2]
(1. College of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 200051, China; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: QI Jie, E-mail: jieqi @dhu. edu. cn)

Abstract: Extremal optimization(EO) algorithm is a new heuristic method, whose principle is to select and update the worst variable, and improve the fitness of the whole problem. The relative theory and model of self-organized criticality in complex system are reviewed. Then, the implementing process of EO is described. Some improved schemes, properties and theoretical analysis results for EO are presented and discussed. Finally, applications of EO are introduced, and the further possible improvements for EO and research directions are suggested.

Key words: Extremal optimization algorithm; Self-organized criticality; Punctuated equilibrium; Evolutionary computation

1 引 言

极值优化(EO)算法由Boettcher[1]在国际遗传与进化计算会议上首次提出. 算法的思想源于自组织临界理论,其突出的特点为非平衡性(准平衡性). 它不同于以往提出的智能优化方法(如遗传算法(GA),模拟退火算法(SA),蚁群算法,PSO算法等),EO算法不会收敛到一个平衡态,而出现断续平衡,产生的波动性使算法具有更好的持续搜索和跳出局优解的能力. EO算法易于实现,计算量小,算法效果好,因此得到了广泛的应用. EO算法规则简单,可追踪算法的运行过程,建立算法过程模型,进行理论分析. 目前,一些学者对此作了初步研究[2-4].

本文首先介绍与EO算法相关的复杂系统理论;然后给出基本的EO算法,并以TSP问题为例介绍算法的具体实现;再后讨论算法的改进,分析算法的特点,并与其他算法进行比较;最后介绍建模分析方面的成果以及算法的实际应用.

2 极值优化算法的由来

EO算法是受复杂系统自组织临界进化模型的启发,发展形成的一种启发式智能算法. 自然界和人类社会中存在许多复杂系统,它们在无外界驱动的情况下,能够自发地演化形成复杂的结构,这样的结构能以一种精妙的方式优化资源的使用[5]. 例如生态系统进化形成了一种强大相互依赖连接的网络,能高效地使用有限的资源;网络系统如果工作在临界状态下,就能获得最高的数据传输效率[6]. 为了描述这种突现的复杂性,Bak[7-9]提出了自组织临界(SOC)的概念.

SOC普遍存在于复杂系统,如地貌的形成、地震、森林火灾、网络交通流、城市演化、收入和财富的分布、经济破产、技术创新和股市波动[4]等. 为了研

收稿日期: 2006-08-03; **修回日期**: 2006-10-18.
基金项目: 国家自然科学基金项目(70701009,70431003).
作者简介: 齐洁(1978—),女,云南大理人,博士,从事建模与优化、智能优化方法等研究; 汪定伟(1948—),男,江西彭泽人,教授,博士生导师,从事制造系统建模与优化、智能计算与软计算等研究.

究 SOC 系统的内部机理,研究者建立了一些能产生 SOC 状态的计算机模拟模型,其中最著名的有沙堆模型[8]和 Bak-Snappen 进化模型[5,9,10].

根据自然界的物种进化过程,在一个生物群落中,适应能力最差的物种总是被淘汰,或变异以获得生存的能力. Bak-Sneppen 模型就是根据这一原则建立的. 设群落中有 n 个物种,物种 i 的适值为 $\lambda_i \in [0,1]$,在进化的每一步,适值最差的物种及其相关的物种被选中,它们的适值被更新(赋予一个 0-1 之间的随机数). 尽管模型的规则简单,但在演化过程中体现了丰富的动态特性,包括自组织临界状态的出现,适值的广泛分布等[9,10]. EO 算法抽取 Bak-Sneppen 模型的机理,发展成为一种动态的优化过程.

3 EO 的算法过程

基本的 EO 算法步骤非常简单,并且不需要调整参数,具有实现容易、计算效率高等优点. 其具体实现步骤如下[1,11-13]:

Step1: 针对具体问题中的变量,定义合适的物种(变量划分) x_i 及对应的适值函数 λ_i;

Step2: 初始化,随机产生一个问题的初始配置(初始变量);

Step3: 计算每个物种的适值 λ_i,并根据适值大小对物种 x_i 排序;

Step4: 选择适值最小的物种 x_m,并且更新(按一定概率分布产生随机数来替换原有的 x_m);

Step5: 如果满足停止准则,则算法停止,输出结果,否则返回 Step3.

下面以 TSP 问题为例,说明 EO 算法的实现过程[1]. TSP 算法是典型的 NP 难题,并且应用广泛,具有代表性.

在 TSP 问题中,一个城市被定义为一个物种. EO 算法的原则是系统内部的各个物种追求局部最好值,并通过局部的相互作用获得整体最优. 在一个巡回中,城市 i 追求的局部最优是与相连接的城市之间有最短的路径,因而定义城市 i 的适值为 $\lambda_i = 3/(p_i + q_i)$[11]. 将其余各个城市与城市 i 的路径从小到大排序,例如与 i 相连的两个城市分别排在第 p 位和第 q 位,记为 p_i 和 q_i.

此外,更新适值最差的城市 m,不采用通常的两两交换法(这种方法效率较低),而是按照到城市 m 的路径,将其他城市从小到大排列,即 $n = 1$ 是离 m 最近的城市,$n = 2$ 是离 m 第二近的城市,依此类推. 按照概率 $P(n) \sim n^{-\tau}$,选择一个城市 j 与城市 m 相连接;然后同时断开与 m 和 j 相连的两条路径,调整形成一条新的合法路径. 数值结果显示[11,12],对于 Euclidean TSP 问题,在随机产生的城市数 $N = 16,32,64,128,256$ 的例子中,EO 算法只比 SA 算法的精度差 1 %,而在非 Euclidean TSP 问题中,EO 算法得到的结果精度比 SA 算法的要高.

EO 算法中有两个关键问题:

1) 如何针对不同的问题定义局部组分(物种),这是运用 EO 算法的突破点. 如果一个问题中的各个变量耦合太深或组分之间没有相似点,即各个组分对目标函数的贡献不同,这类问题就难以用 EO 算法来求解. 尽管如此,还是有相当多的问题满足 EO 算法的要求,或者通过变化能够达到要求,所以 EO 具有广泛的适用性.

2) 如何定义每个局部划分的适值函数,这是 EO 算法发挥效力的关键. 例如在图分解问题中,Boettcher 定义的适值函数同时考虑了一个顶点好的边(与顶点本部分相连的边) 和差的边(跨过分界线的边)[13,14],所以算法的效果较好.

4 算法的改进

4.1 τ-EO

基本的 EO 算法只选择最差的物种更新,限制了解的更新范围,有时算法会陷入局优解. 为了避免陷入僵局,Boettcher 等[12,15-17] 提出了 τ-EO 算法,引入一个可变参数 τ,调节变量的选择概率.

具体实现为:将各个变量 x_i 对应的适值从小到大排序,得到排列 $\lambda_{\Pi(1)} \leq \lambda_{\Pi(2)} \leq \cdots \leq \lambda_{\Pi(n)}$. 适值最差的变量 x_j 排在第 1 位,$j = \Pi(1)$;最好的变量 x_j 排在第 n 位,$j = \Pi(n)$. 定义选择第 k 位变量的概率函数 $P_k \propto k^{-\tau}, 1 \leq k \leq n$. 其中 $\tau > 0$, τ 越小,选择概率的差别越小;τ 越大,最差的变量越容易被选中. 当 $\tau \to 0$ 时,对各变量的选择机会均等,算法成为完全的随机算法. 当 $\tau \to \infty$时,τ-EO 便成为基本 EO 算法,因此基本 EO 算法是 τ-EO 算法的一种特殊情况.

4.2 GEO 算法

GEO 算法[18,19] 适用于求解连续的函数优化问题. EO 算法的关键是给每个物种分配一个适值,但有时这样的分配不易实现. GEO 算法克服了这一缺点,改变了适值的定义方式,用一个长度为 L 的二进制串为变量编码,给二进制串中的每一位分配一个适值,适值决定该位是否变异. 在编码过程中,将问题的 N 个变量按序排列,每个变量用 l_j $(j = 1,2,\cdots,N)$ 位二进制表示,最终得到的编码序列如同 GA 算法中的染色体. 编码位上的适值越小,该位变异的概率越大.

如果问题包含约束,则可对不满足约束位的变异设置一个较高的适值(求最小值),限制不满足约

束的变异发生. 文献[19]用非线性、多峰、多维的检验函数作了数值验证,并与标准的 GA 和合作进化 GA(CCGA)进行比较,结果表明 GEO 算法的效果与 CCGA 相当,对于某几类函数具有更快的收敛性.

4.3　其他的 EO 改进算法

J-EO 算法[20]是一种改进的 τ-EO 算法. J-EO 定义的适值函数在原先基础上增加了一个记忆变量,记为 Γ^{k_i}. 其中:$0<\Gamma<1$ 是衰退参数,k_i 是物种 i 被选中的次数. 记忆变量增加了被重复选中的物种适值,降低了此变量以后被选择的概率. 这类似于禁忌搜索算法中禁忌表的作用,可降低解被重复操作的概率. 于是便增加了算法的弹性,扩大了搜索空间,提高了算法效率. 数值结果表明,对于 2 维和 3 维的自旋玻璃基态问题,J-EO 算法与 τ-EO 算法相比,在相同的运算次数内能得到更好的解.

Zhou 等[21]提出一种连续极值优化(CEO)算法. 算法由两部分组成:一部分是经典的 EO 算法,负责全局搜索;另一部分是局部搜索算法,负责局部的精细搜索. 将 CEO 运用于 Lennard-Jones 聚类优化问题,并与 SA 和 GA 算法作了比较,取得了较好的效果.

EO 算法采用产生新的随机数来更新适值最差的变量,因此采用的随机分布对算法效果有重要作用. Menai 等[22]提出一种在量子物理学中使用的概率分布 Bose-Einstein 来更新变量,并将改进的 EO 算法应用于 MAXSAT 问题,取得了良好的效果.

5　EO 的特点及与其他算法的比较

与其他优化算法相比,EO 算法具有以下特点:

1) EO 算法不是全局算法,而是将待解问题分解为相似的局部组分,为每个局部组分定义适值,通过局部比较和相互作用突现全局的最优. 所以在一次迭代中只处理一个解,利用解中变量之间的关系进行优化,减少了计算时间.

通常的种群优化算法(如遗传算法、PSO 算法、蚁群算法等)将多个解组成一个种群,通过比较、移动、交叉、组合等解之间的相互作用,达到寻优的目的. 其优势是种群容易产生,但是每步迭代运算都要计算多个解,随着问题规模的增加,计算量呈指数增加. 例如规模为 N 的问题,如果 PSO 算法选择的微粒个数为 30,那么每步迭代需要计算 $30*N$ 个不同的解,而 EO 算法只需计算一个解,计算量只有 PSO 算法的 1/30.

2) 非平衡性(准平衡性):EO 算法不会静止到一个平衡态. 算法随机更新后,将无条件接受新的解,算法运行到后期,仍有很大的波动性,保持持续搜索解空间的活力. 模拟退火算法在后期将收敛到一个平衡点,波动很小,对于一些处于临界状态的难题难以跨越障碍,因而易陷入局优点[1].

3) EO 算法的优化是通过淘汰最差适值的局部分量实现的,而其他算法是通过选择、培养好的解或向好的方向移动进行优化的. EO 算法体现了一种新的寻优方式,为智能优化算法的研究开拓了新的思路. 优化问题作为一个动态演化的系统,被 EO 算法加以分解,通过内部分量之间的相互作用与竞争,进而获得整体的优化. 这突出反映了生物群落进化过程中的竞争性,即各物种均向适值最好的方向演化,但对资源的竞争导致最差的物种被淘汰或被迫变异,由此整个群落进化到 SOC 状态,获得对有限资源的高效利用.

6　EO 算法的建模与分析

为什么简单的规则能够建立高效的算法?EO 算法的特性引起了研究者的关注[2-4]. Boettcher 建立了一个简化的模型[2],用于描述待求解的优化问题. 该模型称为阻塞模型,阻塞体现了 NP 问题的特点:以较高的障碍限制算法从局部最优点跳出.

现对模型的具体实现过程简要介绍如下:

首先对优化问题建模(主要针对组合优化问题). 假设目标函数求解的最小值为零,根据目标函数定义适值函数 λ,目标函数为各个变量适值的总和. 由于问题离散,适值函数 λ 可能出现的状态确定为 $0,1,\cdots,\alpha$(有限个状态).

EO 算法在迭代过程中,变量的适值总是由一种状态变化到另一种状态. 因此定义 t 时刻(迭代 t 次)适值等于 a 的变量密度为(占变量总数的百分比)$\rho_a(t)=n_a/n$, $a=0,1,\cdots,\alpha$. 为了描述变量的适值的改进过程,定义变量密度变化率 $\dot{\rho}_a(t)=\sum_b T_{a,b}Q_b$. 其中:$Q_b$ 表示适值为 b 的变量被选中更新的概率;$T_{a,b}$ 表示当前适值为 b 的变量,其适值转移为 a 的转移率. Q_b 与 $T_{a,b}$ 是相互独立的变量,对于 SA 算法,$Q_b=f(T_{a,b})$,两个变量相关.

如果算法收敛到最小值,则所有变量的适值均为 0($\lambda\leq 0$,所以 0 是最好适值),也就是最终 $\rho_0(\infty)=1$,其他 $\rho_c(\infty)=0$, $c=1,2,\cdots,\alpha$.

Boettcher 根据组合优化中 NP 难题的特点,直接定义了一个阻塞流模型,给出了转移矩阵 T. 模型假定变量只在 3 个状态 0, 1, 2 之间来回转变,并且各状态之间的转移率已知. 阻塞的作用在于设定一个阈值 θ,当状态 1 的密度 $\rho_1>\theta$ 时,处于状态 2 中的变量不能被改进;只有 $\rho_1<\theta$,状态 2 才有可能转化为状态 1.

根据 τ-EO 算法,选择排在第 k 位变量的概率 $P(k)=\frac{\tau-1}{1-n^{1-\tau}}k^{-\tau}$,计算出向量 Q. 同时由阻塞模型中定义的转移矩阵 T,计算变量密度变化率 $\dot{\rho}(t)$. 令 $\dot{\rho}(t)=0$,得到稳态的$(t\to\infty)$ 分布,进而判断算法能否收敛到最优值.

通过模型的分析,可得以下结论:

1) 在 τ-EO 算法中,存在一个临界值 $\tau=1$. 当 $\tau>1$ 时,算法能求解具有阻塞特性问题的最优解;当 $\tau<1$ 时,算法不能得到具有阻塞特性问题的最优解.

2) 当 $\tau>1$ 时,阻塞状态的存在使得 EO 的局部搜索受到很大影响,因此需要调节 τ. τ 较大能提高解的质量,但 τ 过大又可能使算法被限制在阻塞状态. 因此需要找到最优的 τ_{opt},使得算法处于随机搜索与死锁之间的临界点,达到寻优的最佳效果.

3) 在定义的最大迭代次数 $t_{max}=an$ 下$(a\ll n$ 是一个常数$)$,求得最佳的 $\tau_{opt}\sim 1+\ln(a/f_\tau(1-\theta))/\ln n$,当变量数目 $n\to\infty$ 时,$\tau\to 1^+$.

Boettcher 等对算法采用的选择概率进行讨论[3],通过比较 3 种不同类型的选择概率,得出的结论为 τ-EO 所采用的选择概率最好;与 SA 算法进行分析比较得出:对于有高障碍的问题,SA 不能达到最优解,只能到达一个近优解,即使 SA 算法中的降温过程非常缓慢.

Boettcher 等的模型也有局限性,主要体现在模型只是简单假设了 NP 问题的一种特点,只是一种类比研究,不能真正描述 NP 问题;得到的最佳参数 τ_{opt} 是在假定计算总时间 t_{max} 下得到的,如果计算时间变化,得到的最佳参数值也随之改变.

7 EO 的应用

EO 算法及其各种改进算法已得到广泛的应用. 最初,EO 算法只限于求解一些组合优化问题和物理学问题,包括图分解问题[13,14]、TSP 问题[1,11]、SAT 问题[23]、图着色问题等[24]. 与其他智能优化算法的比较研究[1,11,15,25-27]表明,EO 算法是解决 NP 难题的一种有效方法. 后来经过改进和变化,EO 算法扩大了应用范围,可求解函数优化问题[19],因而可应用于系统参数的优化设计. 目前,EO 算法已经运用到越来越多的领域,例如模式识别[28,29]、信号滤波[30]、各类设计优化[31-35]、分子团簇的聚类[21]等. 下面简要介绍主要的几方面应用.

EO 算法在模式识别和计算机视觉方面的应用主要是设计点匹配算法. 文献[28]提出一种基于 EO 算法的准确、快速和鲁棒性的点匹配方法,定义鲁棒点为算法中的变量划分,并且构造一个有效的外层移除方案,处理有噪声和外部数据影响的情况. 文献[29]提出一种新的框架,利用奇异值分解的某些特性,结合 EO 算法进行点匹配. 奇异值分解的作用在于产生配置,而 EO 算法用于精练匹配.

扩展的 GEO 算法成功地应用于优化系统参数的设计问题[20,31],例如最小化支架质量的 10-bar 支架设计问题[32],太空船的热量控制系统设计[33],热传输管道的优化设计等[34,35]. 这些优化设计问题充分体现了 GEO 算法易于实现,能高效处理非线性、离散或整数变量函数的优势.

另一个成功应用是识别复杂网络的群落结构[36]. 近年来,描述复杂网络的结构成为研究复杂系统的热点问题. 群落结构的划分原则是:群落结点的相互联结大于群落内结点与外部的连接,因而可定义一个连接度,通过最大化连接度进行网络中的群落划分. 这是一个 NP 难题,数值仿真表明,EO 算法的效果比 SA 和 GA 算法好.

8 总结和展望

EO 算法源于复杂系统自组织临界的思想. 算法从优化问题内部变量之间的联系出发,将问题本身作为一个演化的复杂系统,变量之间的相似性构成了变量之间比较、竞争、交流的条件. 变量在局部寻优的过程中,驱动整个系统向最优解运动. EO 算法具有独特的视角,为算法的研究提供了新的思路. EO 算法实现简单,算法效率高,应用前景广阔. 但目前国内对此算法的研究还很少.

EO 算法的研究还在不断发展中,算法还有很大的改进空间,主要表现在以下几方面:

1) 需要加强算法的理论研究,在现有模型的基础上,结合复杂系统理论,从系统的角度研究算法的动态变化过程.

2) 现有的 EO 算法对最差物种的更新方法是随机更新,但随机法寻优的效率不高. 针对这一问题,可以根据不同的情况,在更新物种的过程中加入寻优方向的指引,以提高算法寻优速度.

3) 合理设计不同问题的物种划分和定义适值函数,使优化问题在算法的指引下成为一个演化的动态系统,演化到效率最高的临界状态.

4) 多算法结合的研究,可从两方面考虑:首先针对具体问题,加入模糊逻辑对解空间进行粗筛选,提高算法效率;然后设计并行的 EO 算法,从不同的初始配置开始进行全局搜索,得到的结果传递给局部搜索能力强的算法,进行二次细搜索.

参考文献(References)

[1] Boettcher S, Percus A G. Extremal optimization: Methods derived from co-evolution [C]. Proc of the

Genetic and Evolutionary Computation Conf. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999: 825-832.

[2] Boettcher S, Grigni M. Jamming model for the extremal optimization heuristic[J]. J of Physics A: Mathematical and General, 2002, 35(5): 1109-1123.

[3] Boettcher S, Frank M J. Optimizing at the ergodic edge [J]. Physica A, 2006, 367(7): 220-230.

[4] Heilmann F, Hoffmann K H, Salamon P. Fitness threshold accepting over extremal optimization ranks [J]. Physical Review E, 2004, 70(4): 1-6.

[5] Bak P. How nature works: The science of self-organized criticality[M]. New York: Springer, 1996.

[6] Sole R V, Valverde S. Information transfer and phase transition in a model of data traffic [J]. Physica A, 2001, 289(4): 595-605.

[7] Jensen H J. Self-organized criticality: Emergent complex behaviour in physical and biological systems [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.

[8] Bak P, Tang C, Wiesenfeld K. Self-organized criticality: An explanation of the 1/ f noise[J]. Physical Review Letters, 1987, 59(4): 381-384.

[9] Bak P, Sneppen K. Punctuated equilibrium and criticality in a simple model of evolution [J]. Physical Review Letters, 1993, 71(24): 4083-4086.

[10] Sneppen K, Bak P, Flyvbjerg H, et al. Evolution as a self organized critical phenomenon [J]. Proc of the National Academy of Sciences, 1995, 92(5): 5209-5213.

[11] Boettcher S, Percus A G. Nature's way of optimizing [J]. Artificial Intelligence, 2000, 119(1/2): 275-286.

[12] Boettcher S, Percus A G, Grigni M. Optimizing through co-evolutionary avalanches[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2000, 1917(4): 447-456.

[13] Boettcher S. Extremal optimization of graph partitioning at the percolation threshold [J]. J of Physics A: Mathematical and General, 1999, 32(28): 5201-5211.

[14] Boettcher S, Percus A G. Extremal optimization for graph partitioning [J]. Physical Review E, 2001, 64 (2): 1-13.

[15] Boettcher S. Extremal optimization: Heuristics via co-evolutionary avalanches[J]. Computing in Science and Engineering, 2000, 6(2): 75-82.

[16] Boettcher S, Percus A G. Combining local search with co-evolution in a remarkably simple way[C]. Proc of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. USA, 2000: 1578-1584.

[17] Boettcher S, Percus A G. Optimization with extremal dynamics[J]. Complexity, 2003, 8(2): 57-62.

[18] Sousa F L, Ramos F M. Function optimization using extremal dynamics [C]. 4th Int Conf on Inverse Problems in Engineering: Theory and Practice. Brazil, 2002: 115-119.

[19] Sousa F L, Ramos F M, Paglione P, et al. New stochastic algorithm for design optimization[J]. AIAA J, 2003, 41(9): 1808-1818.

[20] Middleton A. Improved extremal optimization for the ising spin glass[J]. Physical Review E, 2004, 69(5): 1-4.

[21] Zhou T, Bai W J, Cheng L J, et al. Continuous extremal optimization for Lennard-Jones clusters [J]. Physical Review E, 2005, 72(1): 1-5.

[22] Menai M E, Batouche M. Efficient initial solution to extremal optimization algorithm for weighted MAXSAT problem [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2003, 2718(4): 592-603.

[23] Boettcher S, Percus A G. Extremal optimization at the phase transition of the 3-coloring problem[J]. Physical Review E, 2004, 69(62): 1-8.

[24] Heilmann F, Hoffmann K H, Salamon P. Best possible probability distribution over extremal optimization ranks[J]. Europhysics Letters, 2004, 66 (3): 305-310.

[25] Dall J, Sibani P. Faster monte carlo simulations at low temperatures: The waiting time method[J]. Computer Physics Communication, 2001, 141(2): 260-267.

[26] Boettcher S, Sibani P. Comparing extremal and thermal explorations of energy landscapes [J]. European Physics J, 2005, 44(3): 317-326.

[27] Meshoul S A, Batouche M. Robust point correspondence for image registration using optimization with extremal dynamics [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2449(9): 330-337.

[28] Meshoul S, Batouche M. Combining extremal optimization with singular value decomposition for effective point matching [J]. Int J of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 17(7): 1111-1126.

[29] Yom T E, Grossman A, Inbar G F. Movement-related potentials during the performance of a motor task I: The effect of learning and force [J]. Biological Cybernetics, 2001, 85(5): 395-399.

[30] Sousa F L, Vlassov V, Ramos F M. Generalized extremal optimization for solving complex optimal design problems [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2003, 2723(6): 375-376.

[31] Sousa F L, Takahashi W K. Discrete optimal design of trusses by generalized extremal optimization[C]. 6th World Congresses of Structural and Multidisciplinary Optimization. Brazil, 2005: 2871-2840.

(下转第 1090 页)

设定为 0. 仿真结果如图 1 ～ 图 4 所示.

从仿真结果可以看出,所设计的控制器能取得良好的控制效果,这进一步验证了本文提出的控制方法的有效性.

6 结 语

本文解决了一类输出反馈非线性时滞系统自适应神经网络镇定问题, 所设计的观测器和控制器均不依赖于时滞. 只用一个神经网络补偿系统的所有非线性函数, 从而简化了控制器的设计. 所提出的控制算法能确保闭环系统是半全局渐近稳定的. 仿真结果有效地说明了控制算法的可行性和自适应能力.

参考文献(References)

[1] Niculescu S. Delay effects on stability: A robust control approach[M]. London: Spring-Verlay, 2001.

[2] Nguang S K. Robust stabilization of a class of time-delay nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(4): 756-762.

[3] Zhou S S, Feng G, Nguang S K. Comments on "robust stabilization of a class of time-delay nonlinear systems" [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2002, 47(9): 1586.

[4] Zhang X F, Cheng Z L. State feedback stabilization for a class of time-delay nonlinear systems [J]. Acta Automatica, 2005, 31(2): 287-293.

[5] Hua C C, Guan X P, Shi P. Robust backstepping control for a class of time delay systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(6): 847-851.

[6] 陈为胜, 李俊民. 一类非线性时滞输出反馈系统的自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(5): 802-805. (Chen Wei-sheng, Li Jun-min. Adaptive control for a class of nonlinear time-delay output-feedback systems [J]. Control Theory and Applications, 2004, 21(5): 802- 805.)

[7] Polycarpou M M, Mears M J. Stable adaptive tracking of uncertain systems using nonlinearly parameterized on-linear approximators[J]. Int J of Control, 1998, 70(3): 363-384.

[8] Zhang T, Ge S S, Huang C C. Adaptive neural network control for strict-feedback nonlinear systems using backstepping design[J]. Automatica, 2002, 36(10): 1835-1846.

[9] Du H B, Shao H H, Yao P J. Adaptive neural network control for a class of low-triangle-structured nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2006, 17(2): 509-631.

[10] Choi J Y, Farrell J A. Adaptive observer backstepping control using neural networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2001, 12(5): 1103-1113.

[11] Hong H, Ge S S, Lee T H. Practical adaptive neural network control of nonlinear systems with unknown time delay[J]. IEEE Trans on SMC —Part B, 2005, 35(4): 849-854.

[12] Chen W S, Li J M. Adaptive neural tracking control for unknown output-feedback nonlinear time-delay systems[J]. Acta Automatica, 2005, 31(5): 799-803.

[13] 陈为胜, 李俊民. 非线性时滞大系统自适应神经网络分散控制[J]. 控制与决策, 2006, 21(8): 873-878. (Chen Wei-sheng, Li Jun-min. Adaptive neural network decentralized control for nonlinear time-delay large-scale systems[J]. Control and Decision, 2006, 21(8): 873- 878.)

[14] Krstic M, Kanellakopulos I, Kocotovic P V. Nonlinear and adaptive control design[M]. New York: Wiley, 1995.

[15] Hale J K, Verduyn S M. Introduction to functional differential equations [M]. New York: Springer-Verlay, 1993.

(上接第 1085 页)

[32] Galski R L, Sousa F L, Ramos F M, et al. Spacecraft thermal design with the generalized extremal optimization algorithm [C]. Proc of the Inverse Problems, Design and Optimization Symposium, Brazil, 2004: 17-19.

[33] Sousa F L, Vlassov V, Ramos F M. Heat pipe design through generalized extremal optimization[J]. Heat Transfer Engineering, 2004, 25(7): 34-45.

[34] Sousa F L, Vlassov V, Ramos F M. Generalized extremal optimization: An application in heat pipe design[J]. Applied Mathematical Modelling, 2004, 28(10): 911-931.

[35] Boettcher S. Extremal optimization for Sherrington-Kirkpatrick spin glasses[J]. European Physics J, 2005, 46(4): 501-505.

[36] Duch J, Arenas A. Community detection in complex networks using extremal optimization[J]. Physical Review E, 2005, 72(2): 1-4.