

文章编号: 1001-0920(2009)07-1087-05

## 蚁群算法滚动优化的 LS-SVM 预测控制研究

王娟, 刘明治

(西安电子科技大学 机电工程学院, 西安 710071)

**摘要:** 针对非线性过程预测控制的模型预测和滚动优化问题, 提出一种蚁群算法滚动优化的最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 新型预测控制器. 该控制器以建模简单、精度高的 LS-SVM 作为预测模型, 蚁群算法作为滚动优化策略, 避免了滚动优化中复杂的梯度计算. 仿真研究表明, 该控制器具有良好的非线性控制效果.

**关键词:** 预测控制; 最小二乘支持向量机; 蚁群算法; 非线性系统

**中图分类号:** TP273 **文献标识码:** A

## Study of LS-SVM predictive control using ant colony algorithm rolling optimization

WANG Juan, LIU Ming-zhi

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China. Correspondent: WANG Juan, E-mail: wangjuan15369@163.com)

**Abstract:** Aiming at the problems of modeling and optimization in predictive control systems of nonlinear system, a new-style of nonlinear predictive controller is present. This controller utilizes least squares support vector machines as predictive model which has the characteristics of modeling easy and high precision. Ant colony algorithm is used as rolling optimization, so that the complex calculating of the gradient is avoid. The simulation studies show that this controller has favorable effect of nonlinear control.

**Key words:** Predictive control systems; Least squares support vector machines; Ant colony algorithm; Nonlinear system

### 1 引言

模型预测控制是 20 世纪 80 年代初发展起来的一类新型计算机控制方法, 其控制机理是模型预测、滚动优化和反馈校正, 具有控制效果好、鲁棒性强、对模型精确性要求不高等优点. 用模型进行预测是预测控制的基本特征, 控制的精度和稳定性与模型能否反映系统的特征直接相关, 因此研究高精度、有效、简单的信息预测模型是目前非线性预测控制要解决的重要问题<sup>[1,2]</sup>.

由于神经网络具有优良的非线性逼近能力, 采用神经网络进行非线性系统建模得到了广泛应用. 但基于经验风险最小化的神经网络在实际应用中存在许多问题, 如算法易于陷入局部极小点、结构类型的确定过分依赖经验、过学习及训练速度慢等缺点, 在一定程度上限制了其应用. 基于结构风险最小化

的支持向量机 (SVM) 回归, 较好地解决了小样本、非线性、高维数和局部极小点等问题, 具有较强的泛化能力<sup>[3-5]</sup>. 将支持向量机应用于预测控制的研究近年来也逐渐增多, 出现了一些基于支持向量机的非线性预测控制方法<sup>[6,7]</sup>. 最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 是标准支持向量机的一种扩展, 将 SVM 的二次规划问题转换为求解线性方程组的问题, 简化了计算的复杂性<sup>[8]</sup>.

虽然支持向量机可以解决非线性建模问题, 但它通过内积函数定义的非线性变换将输入变换到一个高维空间, 因此预测控制算法的优化目标是高维非线性的. 目前的优化方法通常是一些数值解法, 如梯度下降法等, 这些方法有时不能保证优化结果是全局最优解<sup>[9]</sup>且计算繁琐. 蚁群算法具有简单通用、鲁棒性强、优良的分布式计算<sup>[10]</sup>等特点, 因此非常

收稿日期: 2008-07-11; 修回日期: 2008-11-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (59775052).

作者简介: 王娟 (1973—), 女, 河北行唐人, 博士生, 从事自动控制、智能控制等研究; 刘明治 (1944—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、机电一体化等研究.

适合非线性预测控制的滚动优化.就作者所知,采用蚁群算法作为滚动优化的研究还不多见.

本文提出一种利用最小二乘支持向量机建立非线性预测模型,用蚁群算法进行滚动优化的预测控制结构,仿真结果表明了该方法具有良好的非线性控制效果.与基于梯度下降法滚动优化的预测控制相比,具有更好的控制效果.

### 2 LS-SVM 预测模型

考虑如下单输入单输出的被控系统:

$$y(k+1) = f[y(k), \dots, y(k-n); u(k), \dots, u(k-m)], \quad (1)$$

其中:  $u$  和  $y$  分别代表控制输入和系统输出,  $n$  和  $m$  分别为其阶次,  $m \geq n$ . 对上式引入一个回归矢量

$$X_i = [y(i), y(i-1), \dots, y(i-n); u(i), u(i-1), \dots, u(i-m)],$$

则

$$y(i+1) = f(X_i). \quad (2)$$

将回归矢量和对应的输出值作为支持向量机的训练样本对  $\{X_i, y(i+1)\}, i = 1, 2, \dots, M$ , 进行训练建模.

本文采用 LS-SVM 回归进行模型预测. LS-SVM 选择拟合误差的二范数为损失函数建立风险最小化估计问题,并用等式约束代替了标准支持向量机的不等式约束.定义相应的拉格朗日函数,运用最优条件,得到一组线性方程,通过解线性方程组得到问题的解,具体方法见文献[11].

通过 LS-SVM 可以将非线性的样本数据映射为高维空间的线性输出,即

$$y_m(k+1) = \sum_{i=1}^N a_i K(X_i, X_k) + b. \quad (3)$$

其中:  $y_m(k+1)$  为 LS-SVM 模型预测输出,  $X_i$  为支持向量,  $a_i$  为对应的系数,  $b$  为阈值,  $X_k$  为第  $k$  个支持向量的输入.这里核函数采用如下 RBF 核函数:

$$K(X_i, X_k) = \exp(-\|X_i - X_k\|^2 / 2\sigma^2), \quad (4)$$

其中  $\sigma$  为核宽度.

### 3 反馈校正

由于不确定因素的影响,会引起模型预测输出和系统实际输出之间存在一定的预测误差,为克服这个误差必须引入反馈校正.

设  $d$  是预测时域,采用如下方法对 LS-SVM 模型预测值  $y_m(k+i)$  进行线性校正,系统的闭环预测输出为

$$y_p(k+i) = y_m(k+i) + h_0(y(k) - y_m(k)). \quad (5)$$

其中:  $1 \leq i \leq d$ ,  $h_0$  为误差修正系数,  $y(k)$  和  $y_m(k)$

分别为  $k$  时刻的系统实际输出和模型预测输出.

### 4 蚁群算法滚动优化

LS-SVM 预测控制滚动优化的目标函数为

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^d [y_r(k+i) - y_p(k+i)]^2 + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_u} \lambda_j [u(k+j-1) - u(k+j-2)]^2. \quad (6)$$

其中:  $\lambda_j = 0$  为加权系数,为控制量的约束项,可限制过大的控制量冲击;  $d$  为预测时域,  $N_u$  为控制时域,通常  $d \geq N_u - 1$ .

$$y_r(k+i) = \alpha y(k) + (1-\alpha)r(k), \quad \alpha \in (0,1). \quad (7)$$

其中:  $y_r(k+i)$  为参考轨迹,是采用从现在时刻实际输出值  $y(k)$  出发的一阶参考轨迹,  $r(k)$  为期望轨迹,  $\alpha$  为柔化系数.

优化计算是建立在预测输出的基础上,根据目标函数实时地求出目前及将来时刻要采取的控制序列,以满足约束条件并使式(6)最小.

本文引入蚁群算法进行滚动优化计算,该算法的基本思想是:每次循环中,蚁群中的每一只蚂蚁独立地选择一条路径,对应于一组控制量,将对应的控制量作用于预测模型得到相应的预测输出,然后将这些量代入式(6),求解目标函数值.根据目标函数值更新信息素,进入下一次迭代,当全部蚂蚁收敛到同一路径或达到最大迭代次数,迭代结束.该算法实施过程的主要环节设计如下:

#### (1) 节点和路径的形成

设控制序列  $\{u^*(k+j-1), j = 1, 2, \dots, N_u\}$  在允许范围内都有 4 位有效数字,设小数点前后各 2 位,横坐标为  $x_i, 1 \sim 4, 5 \sim 8$ , 依次类推分别代表  $u^*(k), u^*(k+1), \dots, u^*(k+N_u-1)$  的第 1 到第 4 个数位.纵坐标为  $y_{ij}, 0, 1, \dots, 9$ , 分别表示每条线段所代表的数位可能取的 10 个值.每个节点  $(x_i, y_{ij})$  表示它所代表的  $Y$  坐标值.节点和路径如图 1 所示.

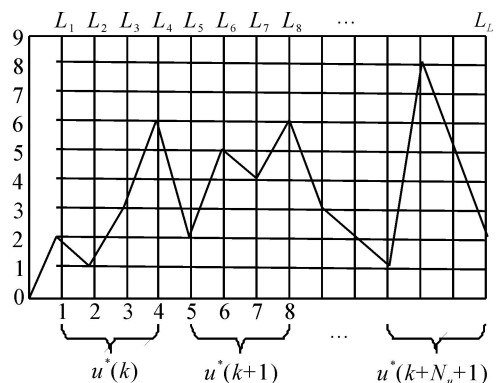


图 1 节点和路径

设某只蚂蚁从坐标原点出发,依次经过  $L_1, L_2,$

...到达最后一条线段  $L_L$  上的任一点,为一次循环. 这条路径所代表的控制量的值可按下式计算:

$$\begin{aligned}
u^*(k) &= y_{1j} \times 10^1 + y_{2j} \times 10^0 + \\
&\quad y_{3j} \times 10^{-1} + y_{4j} \times 10^{-2}, \\
u^*(k+1) &= y_{5j} \times 10^1 + y_{6j} \times 10^0 + \\
&\quad y_{7j} \times 10^{-1} + y_{8j} \times 10^{-2}, \\
&\dots
\end{aligned} \tag{8}$$

控制增量的位数和小数点的位置可根据实际系统控制量变化的允许范围灵活设计. 对于给定的系统,可根据具体情况设定控制增量的变化范围,可限定其控制量最高位数的取值,即蚂蚁在最高数位上时只能取某几个值.

(2) 节点的选择

蚂蚁在运动中,根据各条路径上信息素的浓度来决定转移方向. 设蚁群中有  $m$  只蚂蚁,  $k$  时刻第  $p$  ( $p = 1, 2, \dots, m$ ) 只蚂蚁由  $L_{i-1}$  上节点  $(x_{i-1}, y_{(i-1)j})$  向  $L_i$  上节点  $(x_i, y_{ij})$  爬行的概率为

$$p^p(x_i, y_{ij}, k) = \frac{[\tau(x_i, y_{ij}, k)]}{\sum_{g=1}^m [\tau_g(x_i, y_{ij}, k)]} \tag{9}$$

其中  $(x_i, y_{ij}, k)$  为  $k$  时刻节点  $(x_i, y_{ij})$  的信息素.

(3) 信息素的更新

每循环一次,按照下式对节点信息素进行更新:

$$\tau(x_i, y_{ij}, k+m) = (1 - \rho) \tau(x_i, y_{ij}, k) + \sum_{p=1}^m \tau_p(x_i, y_{ij}, k) \tag{10}$$

$$\tau_p(x_i, y_{ij}, k) = \rho \tau_p(x_i, y_{ij}, k) \tag{11}$$

其中:  $\tau_p(x_i, y_{ij})$  表示第  $p$  只蚂蚁在本次循环中,在节点  $(x_i, y_{ij})$  上留下的信息素;  $\tau(x_i, y_{ij}, k)$  表示在本次循环中,节点  $(x_i, y_{ij})$  留下的信息素总和;参数  $(0 < \rho < 1)$  表示信息素的持久性,则  $1 - \rho$  表示信息素的消逝程度.

$$\tau_p(x_i, y_{ij}) = \begin{cases} Q/F^p, & \text{第 } p \text{ 只蚂蚁在本次循环中} \\ & \text{选择节点 } (x_i, y_{ij}); \\ 0, & \text{第 } p \text{ 只蚂蚁在本次循环中} \\ & \text{不选择节点 } (x_i, y_{ij}). \end{cases}$$

其中:  $Q$  是信息素调整常数,  $F^p$  表示第  $p$  只蚂蚁所选择的控制量作用于系统后,对应的目标函数值,其值越小,则信息素调整量就越大.

5 预测控制算法步骤

- Step1: 设定算法参数.
- Step2: 利用样本数据离线训练 LS-SVM,得到满足要求的模型.
- Step3: 由控制要求获取参考轨迹  $y_r(k+i)$ .
- Step4: 比较系统的实际输出  $y(k)$  和估计输出

$y_m(k)$ , 计算预测误差  $e(k) = |y(k) - y_m(k)|$ , 若满足误差要求,则进行模型预测输出  $y_m(k+i)$ ; 若不满足,则模型在线校正后预测输出.

Step5: 根据式(5)进行反馈校正,得系统实际预测输出值  $y_p(k+i)$ .

Step6: 选取目标函数式(6),采用蚁群算法滚动优化,获得最优控制序列  $u^*(t+j-1)$ .

Step7: 将第 1 控制量作用于系统,返回 Step3.

6 仿真研究

选用伺服系统常用的典型非线性系统永磁直流电动机为例,进行控制仿真. 仿真中给出了本文方法与采用梯度下降法滚动优化的预测控制的对比结果,以此验证本文方法的有效性.

以电枢电压  $u(t)$  为输入,电机转速  $(t)$  为输出变量的永磁直流电动机传递函数为<sup>[12]</sup>

$$G_o(s) = (s) / u(s) = K_i / [L_a J S^2 + (R_a J + L_a B) S + R_a B + K_t K_v] \tag{12}$$

电机参数为:电枢绕组等效电阻  $R_a = 1.75$ , 电枢绕组等效电感  $L_a = 2.83$  mH,反电势系数  $K_v = 0.053$  V/rad/s<sup>-1</sup>, 电磁转矩系数  $K_t = 0.072$  N·m·A<sup>-1</sup>, 等效转动惯量  $J = 3.0 \times 10^{-5}$  kg·m<sup>2</sup>, 等效机械阻尼系数  $B = 5 \times 10^{-3}$  N·m·s.

6.1 对象模型的辨识仿真

首先对 LS-SVM 进行离线建模,损失函数采用不敏感损失函数. 由于被控系统为二阶系统,故采用回归向量  $X_i = [y_i, y_{i-1}; u_i]$ , LS-SVM 设计参数  $\sigma = 0.3, \lambda = 0.001$ .

训练样本为由式(12)组建的直流电机模型和 PWM 发生器模型生成的数据. 样本个数为 600 个,将样本集分为两组,每隔 2 个取 1 个共 200 个作为测试样本,其余 400 个作为训练样本. 对 LS-SVM 进行训练建模,经过训练样本数据训练后,模型预测误差满足设计要求,则利用测试样本对 LS-SVM 预测模型进行测试,辨识系统无参数变化和外加扰动时的动力学特性. 辨识误差由图 2 给出,结果表明,转速总体误差分布的最大值不超过 0.004 rad/min. 此时认为 LS-SVM 预测模型与电机电动力学特性相一致.

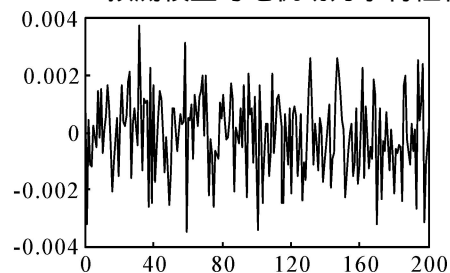


图 2 辨识误差曲线

## 6.2 转速的跟踪控制效果

本文研究的永磁直流电动机为 PWM(晶体管脉宽调制)调速方式,电源加到电机电枢上的电压波形是一系列方波.一个周期  $T$  内,导通时间为  $t_{on}$ ,当  $T$  不变时,只要连续地改变  $t_{on}$ ,便可改变电枢电压的平均值,从而连续地改变电动机转速.将上述建好的 LS-SVM 模型作为预测模型,分别采用蚁群算法和梯度下降法作为滚动优化算法对系统进行预测控制.

用于滚动优化的蚁群算法参数的选择对算法性能有至关重要的影响,但选取的方法和原则目前尚无确切的理论依据,通常通过经验和试算确定.本文通过对比仿真实验,总结了用于滚动优化的蚁群算法中主要几个参数选择的一些规律,以利于蚁群算法在实际中的应用和推广.

首先讨论控制量的范围和有效数字的确定.蚁群算法滚动优化的目标就是连续地给出每个周期的方波电压导通宽度  $t_{on}$ ,使电机跟随给定的转速.本文采用的大功率晶体管开关频率为 2000 Hz,即  $T = 0.5 \text{ ms}$ ,则  $t_{on}$  的取值范围为  $0 \sim 0.5 \text{ ms}$ .因此,在如图 1 所示的节点和路径图中,取小数点前面的数位为 0,即所有的横坐标都代表小数点后数位,并且是从小数点后第 1 位开始.有效数字过多,会使算法收敛速度变慢;有效数字过少,则会影响控制精度.选择的原则是在保证控制精度的前提下,选择较少的有效数字.本文经过反复实验,选择 3 位有效数字,则蚂蚁选择某一条路径代表的控制量为

$$\begin{aligned} u^*(k) &= y_{1j} \times 10^{-1} + y_{2j} \times 10^{-2} + y_{3j} \times 10^{-3}, \\ u^*(k+1) &= \\ & y_{4j} \times 10^{-1} + y_{5j} \times 10^{-2} + y_{6j} \times 10^{-3}, \\ & \dots \end{aligned}$$

信息素挥发度  $1 - \rho$ :该系数关系蚁群算法的全局搜索能力及其收敛速度.若该系数过大,则路径上残留信息素消散过快,不利于信息素的积累,收敛速度降低,但全局搜索能力增强;若该系数过小,则信息素积累能力增强,以前搜索过的路径被再次选择的可能性增大,易陷入局部最优解影响解的质量.经过仿真实验,当取值为  $0.3 \sim 0.45$  时效果最好.

预测控制参数为:预测时域  $d = 5$ ,控制时域  $N_u = 3$ ,  $\rho = 0.1$ .

进行突变转速跟踪仿真实验,跟踪的速度目标为  $500 \sim 800 \text{ r/min}$ , $2 \text{ s}$  突变一次的转速.首先在模型匹配的情况下进行仿真实验,结果如图 3 所示;然后在模型失配的情况下进行仿真实验,设等效机械阻尼系数  $B$  线性时变,LS-SVM 预测模型需在线调整,仿真结果如图 4 所示.

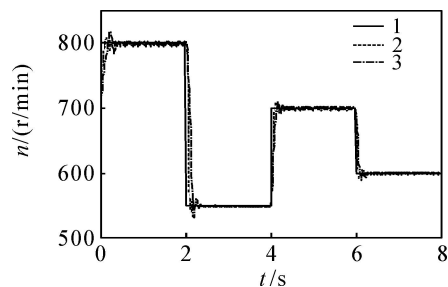


图3 模型匹配时随动跟踪仿真结果

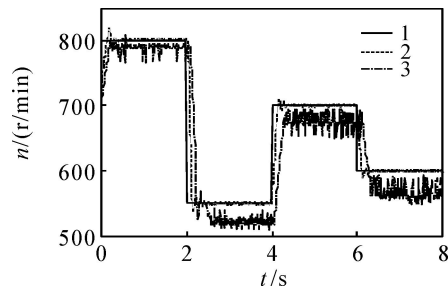


图4 模型失配时随动跟踪仿真结果

在仿真过程中,利用梯度下降法进行滚动优化计算时,由式(6)计算优化控制量需要使用多个未来预测值.它的计算是非常复杂的过程,无法满足实时控制的要求,此处采用单值预测控制算法,仅选择第  $d$  步的预测值按式(6)所示的性能指标来参与计算最优控制量.

图3和图4中曲线1为参考信号,曲线2为蚁群算法滚动优化的仿真结果,曲线3为梯度下降法滚动优化的仿真结果.

从图3可以看出,在模型匹配时,采用梯度下降法滚动优化的控制效果一般.这是因为采用单值预测控制算法,计算精度较差,无法给出最优解,但也能满足控制的要求.而采用蚁群算法滚动优化的预测控制达到了比较理想的控制效果.

从图4可以看出,当模型不匹配时,采用梯度下降法滚动优化的控制品质很差.这是因为LS-SVM预测模型需要在线校正,参数时变,使得梯度下降法中梯度运算过程变得更加复杂,实时性已经无法满足控制要求.而采用蚁群算法滚动优化的方法因为避免了复杂的梯度运算,仍然保持了较好的控制品质.对于突变信号,该方法响应时间短、超调量小、动态特性好、稳态精度高,具有较好的鲁棒性和自适应能力.

## 7 结 论

非线性系统预测控制已有很多研究,采用LS-SVM作为预测模型,蚁群算法进行滚动优化是一种新的尝试.仿真实验表明,该非线性预测控制器具有较好的控制效果.同时蚁群算法作为一种新型的模拟生物进化算法,一些参数的选择尚无成熟的理论

依据,需要根据经验反复试验才能确定;将控制信号按有效数字划分节点后,收敛速度受到一定影响;对于算法的稳定性、收敛性等诸多问题还有待于进一步研究。

### 参考文献(References)

- [1] 宋莹,陈增强,袁著祉. 基于混沌优化的非线性预测控制器[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(4): 562-564.  
(Song Y, Chen Z Q, Yuan Z Z. A nonlinear predictive controller based on chaos optimization [J]. Control Theory & Applications, 2007, 24(4): 562-564.)
- [2] 关圣涛,楚纪正,邵帅. 粒子群算法在非线性模型预测控制中的应用[J]. 北京化工大学学报, 2007, 34(6): 653-656.  
(Guan S T, Chu J Z, Shao S. Application of nonlinear model predictive control based on particle swarm optimization [J]. J of Beijing University of Chemical Technology, 2007, 34(6): 653-656.)
- [3] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1999.
- [4] Vapnik V. An overview of statistical learning theory [J]. IEEE Trans on Neural Network, 1999, 10(5): 988-989.
- [5] Drucker H, Burges C J C, Kaufman L, et al. Support vector regression machines [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1997: 999-1004.
- [6] 王定成,汪懋华. 基于 GA 的 SVMR 预测控制研究[J]. 控制与决策, 2004, 19(9): 1067-1070.  
(Wang D C, Wang M H. On SVMR predictive control based on GA [J]. Control and Decision, 2004, 19(9): 1067-1070.)
- [7] Wang J, Sun S Y. Predictive control based on support vector machine model [C]. Proc 6th WCICA. Dalian, 2006: 1683-1687.
- [8] Suykens J A K, Van Gestel T, DE Brabanter J, et al. Least squares support vector machines[M]. Singapore: World Scientific Publishing Co Pte Lte, 2002.
- [9] 张日东,王树青. 基于支持向量机的一类非线性系统预测控制[J]. 控制与决策, 2007, 22(10): 1103-1107.  
(Zhang R D, Wang S Q. Predictive control of a class of nonlinear systems based on support vector machine [J]. Control and Decision, 2007, 22(10): 1103-1107.)
- [10] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics — Part B, 1996, 26(1): 29-41.
- [11] 高异,杨延西,刘军. 模糊遗传滚动优化的 LS-SVM 预测控制研究[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(10): 1494-1496.  
(Gao Y, Yang Y X, Liu J. Research on LS-SVM predictive control using fuzzy genetic algorithm rolling optimization [J]. J of System Simulation, 2003, 15(10): 1494-1496.)
- [12] 冯国楠. 现代伺服系统的分析与设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 1990.  
(Feng G N. Analyse and design of modern servo system [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 1990.)
- [4] Blackwell T, Branke J. Multi-swarm optimization in dynamic environments [C]. Proc of the 2004 Applications of Evolutionary Computing Workshops. Coimbra: IEEE Press, 2004: 489-500.
- [5] Du W L, Li B. Multi-strategy ensemble particle swarm optimization for dynamic optimization [J]. Information Sciences, 2008, 178(15): 3096-3109.
- [6] 单世民,邓贵仕. 动态环境下一种改进的自适应微粒群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(3): 39-44.  
(Shan S M, Deng G S. Improved adaptive particle swarm optimization in dynamic environment [J]. The Theory and Practice of Systems Engineering, 2006, 26(3): 39-44.)
- [7] 胡静,曾建潮,谭瑛. 动态环境下基于种群多样性的微粒群算法[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(21): 4932-4935.  
(Hu J, Zeng J C, Tan Y. Particle swarm optimization based on diversity of particle in dynamic environments [J]. J of System Simulation, 2007, 19(21): 4932-4935.)
- [8] Morrison R W, De Jong K A. A test problem generator for non-stationary environments [C]. Proc of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 2047-2053.

(上接第 1086 页)