

文章编号:1006-7736(2009)01-0013-05

克隆选择辨识的船舶航向自适应 PD 控制*

胡江强¹, 庞为兴², 章文俊¹, 赵庆涛¹

(1. 大连海事大学 航海学院, 辽宁 大连 116026; 2. 浙江省信息产业厅, 杭州 310003)

摘要:为解决船舶营运中存在的模型参数扰动和外界干扰的不确定性问题,提出一种船舶航向自适应 PD 控制算法.采用免疫克隆选择算法进行在线船舶模型辨识,将存在不确定干扰和模型扰动的船舶作为一个“黑箱”,将短时间内的船舶状态在线辨识为二阶线性模型,根据系统预定性能要求动态调整 PD 控制参数,使船舶获得理想输出.对抗体初始种群采用最优模型保留和随机初始化相结合的策略,提高了不确定问题的在线优化效率.对一个三阶非线性货船的仿真试验表明,该算法有效提高了 PD 控制器的稳态性能.

关键词:船舶航向;自适应控制;进化算法;克隆选择;模型辨识

中图分类号:TP13;TP18

文献标志码:A

Adaptive PD control for ship steering via clonal selection identification

HU Jiang-qiang¹, PANG Wei-xing²,
ZHANG Wen-jun¹, ZHAO Qing-tao¹

(1. College of Navigation,

Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;

2. The Information Industry Department of Zhejiang Province,
Hangzhou 310003, China)

Abstract: An adaptive PD control algorithm was developed to deal with the problems of model parameter perturbation and external disturbance uncertainty in ship steering. Immune clonal selection algorithm was used in on-line ship model identification. The actual ship with disturbance and model uncertainty, regarded as a black box, was identified as a second-order linear model, then PD controller was dynamically tuned according to given system performance together with the identified model, and the ideal output of the ship was obtained. The combination of optimal candidate reservation with stochastic initialization was adopted for the initial population to improve the on-line optimization efficiency for dynamical uncertain problem. Simulations

on the third-order nonlinear cargo vessel show that the proposed adaptive algorithm greatly improves the steady state performance of PD controller.

Key words: ship's course; adaptive control; evolutionary algorithm; clonal selection; model identification

0 引言

船舶装载状态、船速、外界干扰等因素的变化,使船舶航向控制系统模型中存在两种明显的不确定性,即系统参数和外界干扰的不确定性.另外,由于船舶的大型化,船舶方形系数的增大,船舶的直线运动变为不稳定,船舶控制系统模型呈现强非线性.因此,船舶航向自适应控制是控制领域中一个极具挑战性的问题.文献[1]采用遗传算法在线整定 PD 自动舵参数,但是需要一个准确的船舶模型,在实际应用时很难求取.文献[2]提出了遗传自适应辨识和控制,一套遗传算法用于辨识船舶模型,另一套遗传算法用于优化控制器参数.但是由于遗传算法是模拟自然界物种进化法则,种群规模大,消耗时间长,影响实时执行.人工免疫算法是近年兴起的进化算法,模拟人类抗体克隆扩增、选择,短期内提高人体自身对外来病毒的防御能力.文献[3-4]提出一种二进制克隆选择算法,用于多峰函数和 TSP 问题的优化.文献[5-6]提出浮点数编码的自适应克隆选择算法,解决全局优化问题.复杂函数的优化验证表明,其明显优于遗传算法.

笔者在文献[5]基础上,提出用于自适应辨识的克隆选择算法.针对不确定非线性船舶,用克隆选择算法将船舶分段近似辨识为二阶的 Nomoto 模

* 收稿日期:2008-08-25.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60774046;60874056).

作者简介:胡江强(1970-),男,浙江天台人,博士,副教授,E-mail:hujiaqiang@126.com.

型,实现克隆选择船舶航向自适应控制.

1 问题提出

假设船舶为已知的 Nomoto 模型:

$$\tau \dot{\psi} + \dot{\psi} = K\delta \quad (1)$$

其中: ψ 为船首向; K 、 τ 为常数; δ 为舵角.由 PD 控制律给出

$$\delta = K_p e + K_d \dot{e} \quad (2)$$

其中: K_p 、 K_d 分别为比例增益和微分增益; $e = \psi_r - \psi$ 为航向误差, ψ_r 为设定航向.将式(2)代入式(1),得

$$\tau \ddot{\psi} + (1 + KK_d) \dot{\psi} + KK_p \psi = KK_p \psi_r \quad (3)$$

式(3)为一个二阶系统,可表示为如下形式:

$$\ddot{\psi} + 2\xi\omega_n \dot{\psi} + \omega_n^2 \psi = \omega_n^2 \psi_r \quad (4)$$

其中: $\omega_n = \sqrt{KK_p/\tau}$ 为系统的自然频率; $\xi = (1 + KK_d)/(2\sqrt{\tau KK_p})$ 为系统的相对衰减系数.根据系统性能的要求确定 ω_n 和 ξ 后,可得 PD 控制参数:

$$\begin{cases} K_p = \frac{\tau\omega_n^2}{K} \\ K_d = \frac{2\tau\xi\omega_n - 1}{K} \end{cases} \quad (5)$$

对于式(1)可按式(5)设置 PD 参数,得到式(4)的理想响应.但式(1)只是船舶的理想模型,实际上,船舶由于环境干扰、参数摄动,且为更高阶和非线性,其航向响应模型应用下式表示,即

$$\begin{cases} \dot{x}_i = x_{i+1} & 1 \leq i \leq n-1 \\ \dot{x}_n = f(x, d, u) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (6)$$

其中: $x \in \mathbf{R}^n$ 为 n 维($n \geq 2$) 状态向量; x_1 为船首向; x_2 为转舵角速度; d 为不确定干扰; u 为舵角; $f(\cdot)$ 为未知函数.即船舶为输入和输出已知,但结构和参数未知的“黑箱”.

如何将不确定的“黑箱”船舶式(6)辨识为 Nomoto 模型式(1),使系统能按式(5)确定 PD 控制参数,以得到式(4)所预定的航向响应是本文需解决的问题.

虽然式(6)具有动态的不确定性,是非线性的、高阶的,但短时间内的响应仍与式(1)的响应接近,因此,可以用动态的式(1)来逼近式(6).考虑用克隆选择算法动态地辨识 K 、 τ 参数,从而实现 PD 控制参数的自适应整定.

为辨识式(6),需要采集其输入 u 和输出 $y = x_1$. 设采样时间间隔为 T ,在 $kT \sim (k+1)T$ 时间

内,对式(1)取 $\tau = \tau(k)$, $K = K(k)$,如果能使 $\psi(k) \rightarrow x_1(k)$,则式(6)在 $kT \sim (k+1)T$ 时间内就可以表示为如下二阶线性模型:

$$\tau(k) \ddot{\psi} + \dot{\psi} = K(k)\delta \quad (7)$$

如此,问题就转化为如何求取合适的 $\tau(k)$ 和 $K(k)$.

2 克隆选择在线模型辨识算法

2.1 克隆选择辨识机构

文献[5]在文献[3]基础上提出一种启发式自适应克隆选择算法(HAICSA),用于全局优化.函数优化结果表明,其优化效率高,且不易陷入局部最优.但函数优化算法只是相当于控制器参数的离线优化,要想用于在线的自适应控制,需要对文献[5]作进一步的改进,使之适用于动态的优化对象.

2.1.1 候选模型

在 $kT \sim (k+1)T$ 时间内,抗体种群进行 $0 \sim g_{\max}$ 代进化,设其中第 g 代抗体规模为 N ,抗体种群为 $A_b(g) = \bigcup_{i=1}^N a_{bi}(g)$, $a_{bi}(g) = \{z_1, z_2\}$,映射模型参数为 $\{\tau(k), K(k)\}$.因此,有 N 个候选模型 $P(g) = \bigcup_{i=1}^N P_i(g)$, $P_i(g) = \{\tau(k)_i^g, K(k)_i^g\}$.

2.1.2 目标函数和最优控制器

在模型辨识中,为用式(7)替代在 $kT \sim (k+1)T$ 时间内的式(6),理想目标是使 $\psi \rightarrow x_1$, $\dot{\psi} \rightarrow x_2$.因此,将目标函数设为

$$J = (x_1 - \psi)^2 + (x_2 - \dot{\psi})^2 \quad (8)$$

$\forall P_i(g)$ 的目标函数的求取方法为

(1) 采样 $x_1(k)$ 、 $x_2(k)$ 和 $u(k)$;

(2) 对式(7)取初始状态为 $\psi(k) = x_1(k)$;
 $\dot{\psi}(k) = x_2(k)$; $\tau(k) = \tau(k)_i^g$, $K(k) = K(k)_i^g$;

(3) 令 $\delta(k) = u(k)$,采用 4 阶 Runge-Kutta 数值积分法求解式(7),得 $\psi(k+1)$ 和 $\dot{\psi}(k+1)$.

(4) 计算 $P_i(g)$ 的目标函数

$$J(P_i(g)) = (x_1(k+1) - \psi(k+1))^2 + (x_2(k+1) - \dot{\psi}(k+1))^2$$

依据 $J(P_i(g))$ 对 $a_{bi}(g)$ 进行克隆选择操作,经 g_{\max} 进化后从 $P(g_{\max}) = \bigcup_{i=1}^N P_i(g_{\max})$ 中选择目标函数 $J^*(P^*(k)) = \min\{\bigcup_{i=1}^N J(P_i(g_{\max}))\}$ 的最优候选模型 $P^*(k) = \{\tau^*(k), K^*(k)\}$.

将 $\tau^*(k)$ 和 $K^*(k)$ 代入式(5),改变 $(k+1)T \sim (k+2)T$ 时间内的 PD 控制参数.

2.1.3 带最优种子的初始种群

采用 HAICSA^[5] 算法计算出一个最优候选模型

需要进行 g_{\max} 代迭代进化,其计算量为 $N + (0.1 + 0.6n_c + 0.3)g_{\max} N$. 如要满足实时控制的需求,所消耗的时间必须小于采样时间间隔 T . 为此,种群规模 N 、克隆规模 n_c 以及迭代步数 g_{\max} 的选取就要受到一定的限制,从而影响优化效果.

为提高 HAICSA 在线模型辨识能力,对初始种群采用一种最优保留策略:将 $kT \sim (k+1)T$ 内产生的最优抗体 a_b^* 作为 $(k+1)T \sim (k+2)T$ 内克隆选择算法的一个初始抗体,其初始抗体种群 $A_b(0) = \cup \{a_b^*, \cup_{i=1}^{N-1} a_{bi}(0)\}$,其中 $a_{bi}(0)$ 为随机产生.

随机产生 $a_{bi}(0)$ 是考虑到船舶参数扰动和风浪干扰的随机性,而最优种子 a_b^* 的使用使各个采样间隔相互独立的克隆选择进化间建立了信息联系,使之前克隆进化的优质抗体基因得以延续,提高了优化效率.

2.2 伪代码

为清楚地描述本文克隆选择模型辨识的自适应控制算法,结合文献[5]给出仿真的伪代码.

(1) 设置 $k = 0$,设置系统初始条件、采样时间 T 、系统自然频率 ω_n 和相对衰减系数 ξ .

(2) 随机或有先验知识下确定一个初始最优模型 $P^*(0) = \{\tau^*(0), K^*(0)\}$, 计算 $K_p(0)$ 和 $K_d(0)$,并将 $P^*(0)$ 映射为最优抗体 a_b^* .

(3) 采集实际船舶的船首向 $x_1(k)$ 、转艏角速度 $x_2(k)$ 和舵角 $u(k)$.

(4) $g := 0$, 产生初始种群 $A_b(0) = \cup \{a_b^*, \cup_{i=1}^{N-1} a_{bi}(0)\}$, 并映射为初始候选模型 $P(0) = \cup_{i=1}^{N-1} J P_i(0)$.

(5) 计算 $P(0)$ 的目标函数 $J(P(0)) = \cup_{i=1}^N J(P_i(0))$.

(6) while $g < g_{\max}$ do

(7) 将 $A_b(g) = \cup_{i=1}^N a_{bi}(g)$ 按 $J(P(g)) = \cup_{i=1}^N J(P_i(g))$ 大小升序排名,将种群 $A_b(g)$ 依次分解为 $A_{b|m|}(g)$ 、 $A_{b|n|}(g)$ 和 $A_{b|r|}(g)$ ($m : n : r = 1 : 6 : 3$).

(8) 对 $a_{bi}(g) \in A_{b|m|}(g)$ 进行克隆和精英克隆变异操作,对 $a_{bi}(g) \in A_{b|n|}(g)$ 进行克隆和启发式克隆交叉操作,得到 $a_{bi}(g) \in A_{b|m|}(g) \cup A_{b|n|}(g)$ 的 n_c 个克隆变异体 $C'_i(g) = \cup_{j=1}^{n_c} C'_j(g)$, 映射为候选模型 $P_{C'_i}(g)$.

(9) 计算 $P_{C'_i}(g)$ 的目标函数 $J(P_{C'_i}(g))$.

(10) 从 $\{C'_i(g), a_{bi}(g)\}$ 中选择目标函数为 $J_i^* = \min\{J(P_{C'_i}(g)), J(P_i(g))\}$ 的抗体 $a_{bi}^*(g)$. 更新 $a_{bi}(g) := a_{bi}^*(g), J(P_i(g)) := J_i^*$.

(11) $a_{bi}(g) \in A_{b|r|}(g)$ 死亡,由随机产生的新抗体 $a_{bi}'(g)$ 替代,映射为候选模型后,重新计算其目标函数值.

(12) $g := g + 1$.

(13) end while

(14) 选择目标函数为 $J^*(k) = \min\{\cup_{i=1}^N J(P_i(g_{\max}))\}$ 的最优模型 $P^*(k)$,并保留其抗体 a_b^* .

(15) 用 $P^*(k) = \{\tau^*(k), K^*(k)\}$ 计算

$$K_p = \tau^*(k) \omega_n^2 / K^*(k)$$

$$K_d = (2\tau^*(k) \xi \omega_n - 1) / K^*(k)$$

(16) $k := k + 1$; 返回第(3)步.

3 仿真研究与结果分析

为验证本文自适应控制算法的有效性,以三阶非线性船舶运动模型式(9)替代式(6)作为被控对象进行仿真研究.

$$\tau_1 \tau_2 \ddot{\psi} + (\tau_1 + \tau_2) \dot{\psi} + \psi + \psi^3 = K(\tau_3 \delta + \delta) + \omega \quad (9)$$

其中:

$$\begin{cases} K = K_0 \frac{v}{l} \\ \tau_i = \tau_{i0} \frac{l}{v} \end{cases} \quad i = 1, 2, 3 \quad (10)$$

K_0, τ_{i0} 为无量纲参数; l 为船长; v 为船舶速度. 某货船的船舶参数为^[1-2,7]: 船长 $l = 161$ m, 设计航速 $\bar{v} = 5$ m/s, 无量纲参数 $K_0 = 3.86, \tau_{10} = 5.66, \tau_{20} = 0.38, \tau_{30} = 0.89$, 最大允许舵角 $|\delta|_{\max} = 35^\circ$.

仿真中船速按 $v = \bar{v}(1 + 0.25 \sin \frac{\pi t}{400})$ 设计航速的 $\pm 25\%$ 变化(图1),以模拟船舶模型参数的动态变化. 施加干扰 $\omega = 2 + \sin \frac{\pi t}{200} + \text{randn}(-0.5; 0.5)$ (图2),在一定程度上模拟风浪的影响. 该干扰相当于 $8^\circ \sim 25^\circ$ 舵角对船舶航向的影响.

仿真时间 $t = 2000$ s, 采样时间 $T = 1$ s, 选择系统响应性能参数 $\xi = 1, \omega_n = 0.05$. HAICSA 中, 选取种群规模 $N = 30$, 各抗体的克隆数目 $n_c = 3$, $g_{\max} = 5$, 变异尺度变换因子 η_1 和 η_2 的初始值分别取 0.1 和 0.4 ; $\rho_n = 2.0$; $\gamma = 1.1^{[5]}$. 按船舶设计参

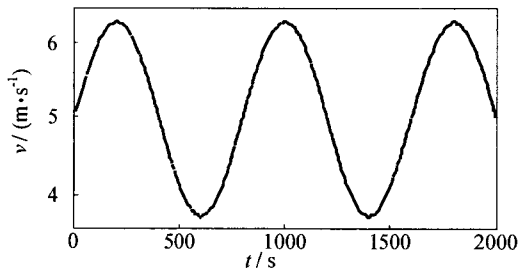


图 1 船速变化

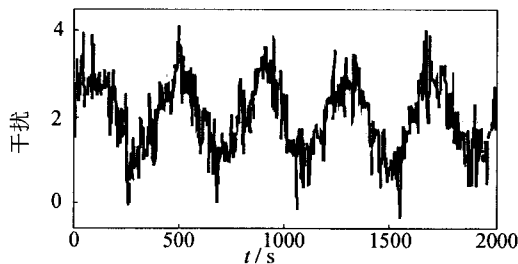


图 2 干扰

数确定初始最优模型

$$\tau^*(0) = \frac{1}{v}(\tau_{10} + \tau_{20} - \tau_{30}) = 165.83$$

$$K^*(0) = K_0 \frac{\bar{v}}{l} = 0.12$$

$\tau(k)$ 和 $K(k)$ 的搜索范围分别设为 $[\tau^*(0)/1.8, \tau^*(0)/0.2]$ 和 $[0.2K^*(0), 1.8K^*(0)]$.

为比较控制效果,设计了一种固定参数的 PD 自动舵(FPD),其 PD 参数确定为

$$K_p = \frac{\omega_n^2 \tau^*(0)}{K^*(0)} = 1.3406$$

$$K_d = \frac{2\xi\omega_n \tau^*(0) - 1}{K^*(0)} = 51.417$$

图 3 为 FPD 和本文算法的航向和舵角响应. 从图 3(a) 的航向响应可以看出,FPD 的航向响应受干扰和船速的影响较大;而本文的克隆自适应辨识机制将不确定的干扰和参数摄动均动态地转化为 τ 和 K 参数,稳态误差明显减小. 而从图 3(b) 舵角响应看,两者没有明显的差别,但本文算法的舵角存在振动现象.

图 4 显示了本文算法中克隆选择辨识机构对 τ 和 K 的辨识结果与根据实际船速 v 的变化计算结果的对比. 从图中可以看出,克隆选择辨识机构将外界干扰融合到模型参数 τ 和 K 中,因此其辨识结果与计算结果明显不同,存在振动现象,而振动的范围又与计算结果有关,即随船速 v 变化.

辨识出的 τ 和 K 参数反映到 PD 控制器参数 K_p 和 K_d 上(图 5),使得 K_p 和 K_d 表现出貌似无规则的振动. 仔细观察可以看出,其变化周期总体与船速变

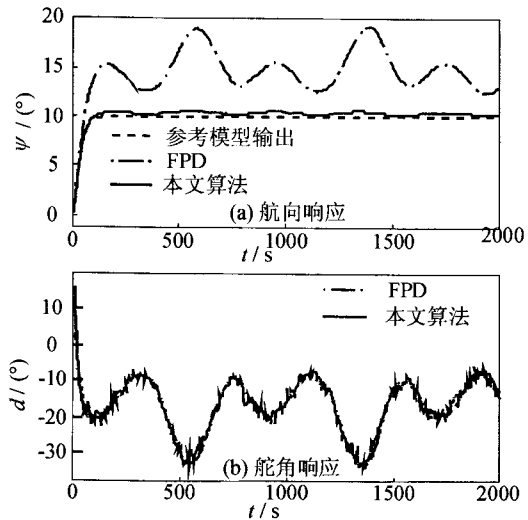


图 3 航向和舵角响应

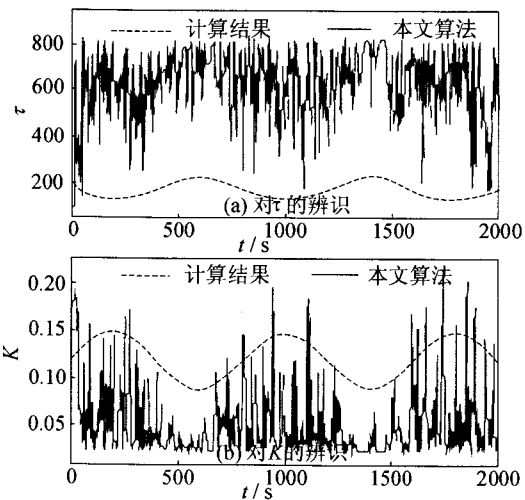


图 4 对 τ 和 K 的辨识

化(图 1)相同,局部上看与干扰变化(图 2)基本相同.

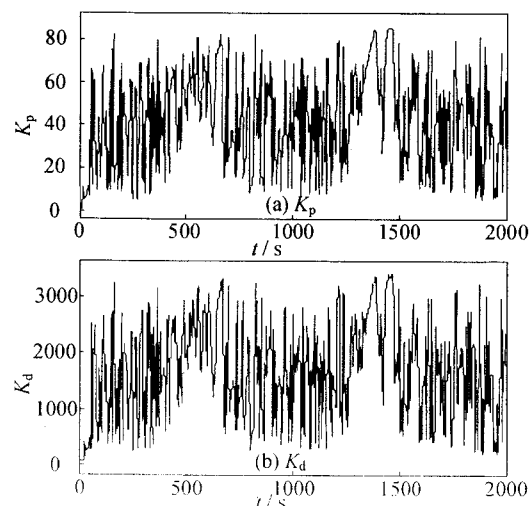


图 5 K_p 和 K_d 的变化

图 6 为各采样间隔内克隆选择算法产生的最优候选模型的目标函数值变化. 受环境条件和模型摄动因素的影响, 各次克隆选择算法的优化对象发生变化, 因此目标函数值呈现振动现象. 但在一个采样间隔内的优化对象是固定的, 故图 7 显示其收敛曲线为连续下降.

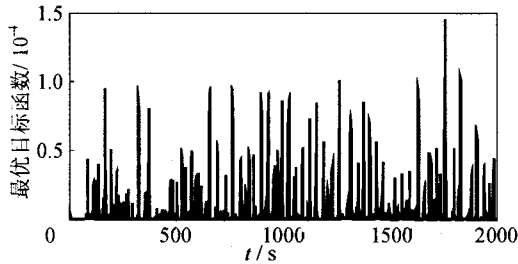


图 6 最优候选模型的目标函数值

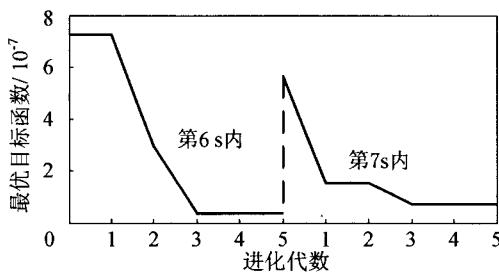


图 7 采样周期内目标函数值变化

另外, 统计克隆选择算法计算一个最优候选模型的目标函数评估次数为 390 次, 消耗时间最大为 0.14 s, 平均为 0.12 s, 小于采样周期 1 s, 满足实时

控制需要.

参考文献 (References):

- [1] PORTER L, PASSINO K. Genetic adaptive and supervisory control[J]. *Int Journal of Intelligent Control and Systems*, 1998, 2(1):1-41.
- [2] LENNON W K, PASSINO K M. Genetic adaptive identification and control[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 1999, 12(2):185-200.
- [3] De CASTRO L N, Von ZUBEN F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(3):239-251.
- [4] De CASTRO L N, TIMMIS J I. An artificial immune network for multimodal function optimization[C]//*Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Hawaii: [s. n.], 2002, 1:699-674.
- [5] 胡江强, 郭晨, 李铁山. 启发式自适应免疫克隆算法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2007, 28(1):1-5.
HU Jiang-qiang, GUO Chen, LI Tie-shan. Heuristic adaptive immune clone algorithm[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2007, 28(1):1-5. (in Chinese)
- [6] HU Jiang-qiang, GUO Chen, LI Tie-shan, et al. A mutation-classified, parameter-dynamic immunological algorithm for global optimization[C]//*American Control Conference*. New York: IEEE Press, 2007:546-551.
- [7] LENNON W K, PASSINO K M. Strategies for genetic adaptive control[C]//*Proceedings of the 36th Conference on Decision & Control*. San Diego: [s. n.], 1997:1908-1913.