

基于双种群混沌鲸鱼算法的自抗扰控制器参数整定

易星 吴昊

(南京交通职业技术学院电子信息工程学院 江苏南京 211188)

摘要 非线性自抗扰控制器具有多个耦合参数且依靠传统的经验整定法难以整定,以至于对控制器的精度和抗扰动能力造成一定影响。针对此问题,提出一种双种群混沌鲸鱼算法对控制器参数进行在线整定。针对传统鲸鱼算法易陷入局部最优以及在迭代后期出现寻优缓慢的现象,提出一种混沌策略和双种群协同机制对算法进行改进。以机械臂作为被控对象进行仿真验证,结果表明优化后的自抗扰控制器具有更好的控制精度和良好的抗扰动能力。改进后的鲸鱼优化算法可以用于非线性自抗扰控制器参数整定。

关键词 鲸鱼优化算法 自抗扰 混沌策略 双种群 机械臂

中图分类号 TP3 **文献标识码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.04.045

PARAMETER TUNING OF ADRC BASED ON DOUBLE POPULATION CHAOTIC WHALE ALGORITHM

Yi Xing Wu Hao

(Electronic Information Engineering College, Nanjing Vocational Institute of Transport Technology, Nanjing 211188, Jiangsu, China)

Abstract The nonlinear ADRC has many coupling parameters and it is difficult to tune by traditional empirical tuning, so that the precision and anti-disturbance ability of the controller are affected. To solve this problem, we proposed a double population chaotic whale algorithm to tune the controller parameters online. Aiming at the phenomenon that traditional whale algorithm is easy to fall into local optimum and search slowly in the later iteration period, this paper proposed a chaotic strategy and a double population cooperative mechanism to improve the algorithm. The simulation results of the mechanical arm as the controlled object show that the optimized ADRC has better control precision and good anti-disturbance ability after adding disturbance. The improved whale optimization algorithm can be used to tune the parameters of the nonlinear ADRC controller.

Keywords Whale optimization algorithm Active disturbance rejection control Chaos strategy Double population Mechanical arm

0 引言

自抗扰控制器(ADRC)^[1]是一种具有强抗扰动能力且不基于精确数学模型的强鲁棒控制器。在控制过程中,自抗扰控制器可将模型内扰和外负载扰动作为总扰动,通过扩张状态观测器对扰动进行观测并通过非线性误差反馈控制率对所观测扰动给予补偿。但非线性自抗扰控制器具有结构复杂且耦合参数过多的特点,传统的经验整定法难以整定出合理有效的参数^[2],

导致在实际控制过程中常因参数整定不合理导致控制精度的丢失,很大程度上影响控制器的抗扰动能力。因此非线性自抗扰参数整定问题成为当下研究的重点^[3]。

针对上述问题,大多学者结合了不同的智能优化算法对非线性自抗扰参数进行在线整定,如改进的遗传算法^[4]、改进的粒子群算法^[5]、蚁群算法^[6]、改进的混沌粒子群算法^[7]等。但绝大多数的智能算法寻优机制过于简单,在自抗扰控制器参数寻优的过程中,很有可能找到的都是局部最优解,难以得到有效的控制参

数,很大程度上降低了控制器的控制精度。因此本文提出一种基于双种群混沌鲸鱼优化算法对控制参数进行在线寻优。鲸鱼优化算法 WOA^[8] (Whale Optimization Algorithm) 是一种新的群体智能优化算法,其优点在于参数少,局部搜索能力强,但很难找到全局最优解。针对此问题,本文提出双种群协同机制和混沌策略对算法进行改进,提高算法全局搜索能力,加快了算法后期的搜索速度。最后通过改进后的鲸鱼算法在线优化自抗扰控制器,并以机械臂作为被控对象进行仿真验证。

1 自抗扰控制原理

自抗扰控制器由微分跟踪器 TD、非线性反馈 NLSEF 和扩张状态观测器 ESO 组成。其中:TD 主要作用是提取系统输入信号安排过渡过程;ESO 将影响系统的“总扰动”扩张成新的状态变量,实时监测并予以补偿;NLSEF 将误差、误差的微分和误差积分三种信号以一种形式组合起来而形成的控制律。以二阶非线性对象为例,其结构如图 1 所示。

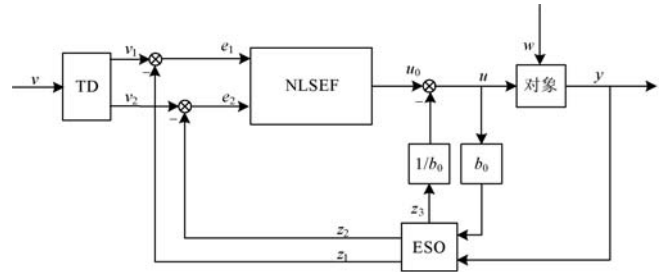


图 1 非线性自抗扰结构框图

其中: v_1 和 v_2 分别为 TD 给出的过度过程及其微分; NLSEF 对误差 e_1 和 e_2 进行非线性组合,并输出控制信号 u_0 ; ESO 估计对象的各阶状态变量 z_1, z_2 和对象总扰动实时作用量 z_3 ; b_0 为控制输入放大系数。TD、ESO 以及 NLSEF 的数学表达式如下所示:

$$TD \begin{cases} v_1(k+1) = v_1(k) + hv_2(k) \\ v_2(k+1) = v_2(k) + hfst(v_1(k) - v_0, v_2(k), r, h_0) \end{cases} \quad (1)$$

$$ESO \begin{cases} \varepsilon_1 = z_1(k) - y \\ z_1(k+1) = z_1(k) + T(z_2(k) - \beta_{01}\varepsilon_1) \\ z_2(k+1) = z_2(k) + T(z_3(k) - \beta_{02}fal(\varepsilon_1, \alpha_1, \delta_1) + b_0u) \\ z_3(k+1) = z_3(k) + T\beta_{03}fal(\varepsilon_2, \alpha_2, \delta_2) \end{cases} \quad (2)$$

$$NLSEF \begin{cases} e_1(k) = v_1(k) - z_1(k) \\ e_2(k) = v_2(k) - z_2(k) \\ u_0 = \sum_{i=1}^n \beta_i fal(\varepsilon_i, \alpha_i, \delta_i) \\ u = u_0 - z_3/b_0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: r 是快慢因子; h 是步长; $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \beta_1, \beta_2$ 是修正系数,也是控制器中待整定参数;函数 $fal(\cdot)$ 是一种非线性函数,是输出误差校正率,其表达式为:

$$fal(e, a, \delta) = \begin{cases} |e|^a sign(e) & |e| > \delta \\ e/\delta^{1-a} & |e| \leq \delta \end{cases} \quad (4)$$

其余参数由于一部分变化极其敏感,一部分对控制系统影响不大,因此可事先根据经验先行设定。本文选取 TD 中 $r = 100, h = 0.01$; ESO 中的 $\alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.25, \delta = 0.01$ 。

针对非线性自抗扰参数难整定以至于影响控制精度和抗扰动问题,选取 ITAE 作为优化的目标函数,采用双种群混沌鲸鱼算法进行在线优化,其系统框图如图 2 所示。

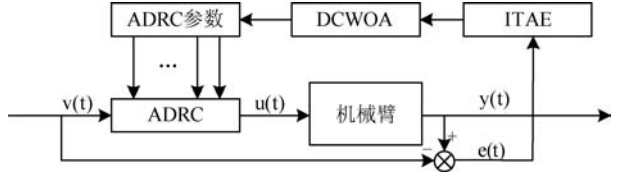


图 2 基于 DCWOA 算法的 ADRC 系统框图

2 算法设计

2.1 标准鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法是一种高效的新型启发式优化算法,其寻优方式是基于模拟鲸鱼狩猎所得出的。该算法主要包括三个阶段:包围猎物、螺旋狩猎和搜索食物。对于鲸鱼优化算法而言,鲸鱼种群中任意一只鲸鱼所在的位置都可以表示为一个决策变量。

(1) 包围猎物:

座头鲸在狩猎的时候要包围猎物,其数学模型如下:

$$D = |CX^*(t) - X(t)| \quad (5)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (6)$$

式中: t 表示为迭代次数; A 和 C 为系数矩阵; $X^*(t)$ 为当前最优的鲸鱼位置向量; $X(t)$ 表示当前鲸鱼的位置向量, A 和 C 由下面的公式得出:

$$A = 2a \times r_1 - a \quad (7)$$

$$C = 2 \times r_2 \quad (8)$$

式中: r_1 和 r_2 为 $(0,1)$ 之间的随机数; a 的值在 $(0,2)$

之间并线性递减; t 为当前的迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数。

(2) 螺旋狩猎:

首先由于鲸鱼在捕食过程中是以螺旋运动方式包围猎物的,因此其捕食行为的数学模型如下:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}^*(t) + \mathbf{D}_p \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \quad (9)$$

式中: $\mathbf{D}_p = |\mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)|$ 代表鲸鱼和猎物之间的距离; $\mathbf{X}^*(t)$ 表示迭代过程中最好的位置向量; b 为常数,螺旋线的形状随 b 的取值而改变; l 是 $(-1, 1)$ 中的随机数。

其次鲸鱼在通过螺旋狩猎游向猎物的同时还要收缩包围圈。因此在该模型中,假设有 P_i 的概率选择收缩包围机制和 $(1 - P_i)$ 的概率选择螺旋模型来更新鲸鱼的位置,其数学模型如下:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} & p < P_i \\ \mathbf{X}^*(t) + \mathbf{D}_p \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) & p \geq P_i \end{cases} \quad (10)$$

由数学模型可得,鲸鱼在靠近猎物时会减小 a 的值,这样 \mathbf{A} 的波动范围也随 a 下降。在迭代过程中当 a 的值从 2 到 0 下降时, \mathbf{A} 是在 $[-a, a]$ 内的随机值,当 \mathbf{A} 的值在 $[-1, 1]$ 内时,鲸鱼的下一个位置可以是它现在的位置和猎物的位置之间的任意位置。

(3) 搜索猎物:

搜索猎物采用随机个体位置寻找猎物,其数学模型如下:

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C}\mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}(t)| \quad (11)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \quad (12)$$

式中: \mathbf{X}_{rand} 是随机所得的位置向量,算法设定当 $\mathbf{A} \geq 1$ 时,随机选择一个搜索领导个体,并通过领导个体的位置来更新其他鲸鱼的位置,以此引导鲸鱼离开当前猎物,借此找到更合适的猎物,目的是加强算法的全局搜索能力。

2.2 双种群混沌鲸鱼优化算法

WOA 能有效地跳出局部最优,本文提出一种基于混沌序列和双种群寻优策略的双种群混沌鲸鱼优化算法 DCWOA,改进后的算法使得收敛速度和收敛精度大幅提升。

首先,针对算法随机初始化导致算法收敛速度慢的问题,本文采用混沌序列代替算法传统的随机初始化方式。混沌现象是在非线性动力系统中表现的确定性、类随机的过程。混沌运动的优点在于对初值极度敏感,可在一定范围内,按照一定的自身规律,不断对所有的状态进行遍历。因此,本文采用 Logistic 映射产生混沌序列来对 WOA 中粒子的位置进行初始化,其表达式表示为:

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n) \quad x_n \in [0, 1], \mu \in [0, 4], n = 0, 1, \dots \quad (13)$$

式中:当 $\mu = 4$ 时,式(13)呈现完全混沌状态,得到的 x 序列为 $[0, 1]$ 的满映射。由于传统鲸鱼优化算法的初始化方式是随机初始化,导致每次搜索结果差别较大,粒子初始化后分散性较大,采用混沌序列的方式对 WOA 算法进行初始化,在保留粒子多样性的基础上,使算法具有较大范围的搜索能力。

其次,加入混沌序列虽然有效提高了算法的收敛速度,但并没有解决算法在寻优中会陷入局部最优的情况,因此本文考虑一种双种群寻优策略。将通过混沌初始化后的种群随机平均分为两个子种群 s_1 和 s_2 ,其中:种群 s_1 中的个体按基本鲸鱼优化算法进行寻优;种群 s_2 中的个体在寻优过程中,加入变异策略,使算法在寻优过程中具有一定的指引性。当算法陷入局部最优时,产生一个跳变,使得个体跳出局部最优。由于传统鲸鱼优化算法和加入变异后的鲸鱼优化算法在产生新个体上的方式有所不同,因此,本文将两者的优势进行了结合,并引入混沌序列对种群进行初始化,提出了一种双种群混沌鲸鱼优化算法。其变异公式为:

$$c_{i,j}^G = X_{r1,j}^G + F(X_{r2,j}^G - X_{r3,j}^G) \quad (14)$$

式中: $c_{i,j}^G$ 是个体 c_i^G 的第 j 维元素; $X_{r1,j}^G, X_{r2,j}^G, X_{r3,j}^G$ 是 G 代种群的 3 个互异个体; F 是缩放因子。具体的 DCWOA 改进步骤由下所示:

Step1 通过混沌序列对 WOA 种群进行初始化并随机产生两组规模为 $N/2$ 的初始种群作为种群和种群。

Step2 分别对种群 s_1 和 s_2 中每个个体求解相应的适应度函数值。

Step3 若当前迭代次数达到最大迭代次数,跳转 Step8,否则继续执行 Step4。

Step4 种群 s_1 依照 DCWOA 算法寻优机制对粒子进行更新。对种群 s_2 采用 WOA 对粒子进行更新,并计算更新后粒子的适应度值,对最优个体进行保留。

Step5 选择:用 m 个部分随机的新个体替换种群 s_1 中适应度函数值较差的 m 个个体。

Step6 变异:利用基因突变方法从而改变种群 s_1 中的部分个体的特性,并对变异后的个体进行边界处理。

Step7 比较种群 s_1 和种群 s_2 中的最优个体,判断是否满足交换条件,如满足交换条件则将较好的个体交换到种群 s_1 中,将较差的个体交换到种群 s_2 中,之后转入 Step4。

Step8 输出最终计算结果。

3 算法性能测试

为了验证本文所提 DCWOA 算法的有效性,选取 7 个测试函数进行测试,并将测试结果分别与基本鲸鱼优化算法(WOA)、混沌粒子群算法^[7](CPSO)、改进鲸鱼优化算法^[9](AWOA)进行对比验证。其中 4 种算法的种群规模为 30,迭代次数均为 200。具体的测试结果如表 1 所示,其中加粗字体表示最好的结果。

表 1 7 个不同测试函数的仿真计算结果

函数		DCWOA	AWOA	WOA	CPSO
Beale's	平均值	1.257 × 10⁻⁵	2.152 × 10 ⁻²	4.126 × 10 ⁻²	3.216 × 10 ⁻²
	最小值	1.76 × 10⁻⁶	2.37 × 10 ⁻³	3.19 × 10 ⁻³	3.97 × 10 ⁻³
Booth's	平均值	4.78 × 10⁻⁴	4.21 × 10 ⁻³	1.378 × 10 ⁻³	5.25 × 10 ⁻⁴
	最小值	7.9 × 10⁻⁵	8.1 × 10 ⁻⁴	1.42 × 10 ⁻³	1.1 × 10 ⁻⁴
Three-hump	平均值	3.45 × 10⁻³	3.98 × 10 ⁻³	1.21 × 10 ⁻³	6.14 × 10 ⁻³
	最小值	0	5.1 × 10 ⁻⁴	8.9 × 10 ⁻⁴	0
Ackley's	平均值	0	3.14 × 10 ⁻³	1.19 × 10 ⁻³	8.43 × 10 ⁻³
	最小值	0	4.4 × 10 ⁻⁴	9.7 × 10 ⁻⁴	4.7 × 10 ⁻⁴
Egg-holder	平均值	-959.23	-958.77	-952.41	-954.88
	最小值	-959.42	-959.27	-959.08	-959.11
Lévi	平均值	1.24 × 10⁻³	1.44 × 10 ⁻³	1.75 × 10 ⁻³	1.31 × 10 ⁻³
	最小值	4.57 × 10 ⁻⁴	6.9 × 10 ⁻⁴	1.09 × 10 ⁻³	3.5 × 10⁻⁴
Easom	平均值	-0.990 1	-0.983 2	-0.972 4	-0.988 9
	最小值	-0.995 6	-0.997 3	-0.988 5	-0.991 5

通过表 1 可得,DCWOA 算法的整体性能比其他 3 种算法更为高效。对测试函数 Ackley's,相比其余 3 种算法而言,DCWOA 寻找理论最优值更加稳定,搜索精度更高。对测试函数 Beale's、Booth's、Threehump 和 Ackley's 来说,DCWOA 算法在 AWOA 算法的基础上大大提高了精度。对于 Lévi 来说,DCWOA 在控制精度上是略低于 CPSO 算法,但依然优于 WOA 和 AWOA。对 Easom 而言,相比 WOA 算法,DCWOA 在精度上略有不足,但却优于其他 2 种算法,同时也更加稳定。结果表明,在绝大部分的测试函数上,相比其他 3 种算

法,DCWOA 算法可以找到精度更高,收敛速度更快的最优解。因此 DCWOA 是一个具有高效性的优化算法,并且可用于优化自抗扰参数。

本文选取 DCWOA 算法对 ADRC 参数进行在线优化,并选取 ITAE 指标做为算法的目标函数,其中 ITAE 指标^[10]的数学表达式如下:

$$J = \int_0^T t |e(t)| dt \quad (15)$$

为了验证本文所提算法的有效性,选取 CPSO 与 DCWOA 进行对比验证,具体结果如图 3 和图 4 所示。

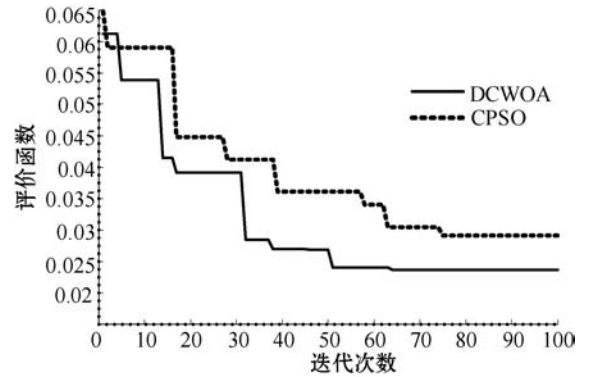


图 3 第一组参数寻优

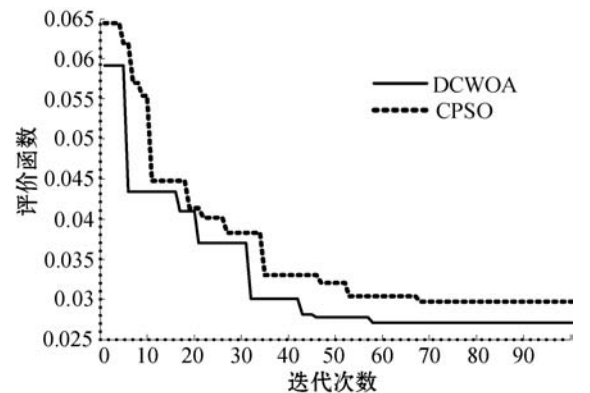


图 4 第二组参数寻优

图 3 和图 4 为 CPSO 和 DCWOA 算法对两组 ADRC 参数整定过程中的评价函数优化曲线。DCWOA 算法相较 CPSO 而言,具有更高的搜索精度,更快的搜索速度,很大程度上提高了 ADRC 的控制精度。在寻优范围上,DCWOA 远大于 CPSO。在算法寻优初期,DCWOA 算法得到的评价函数值的下降速度明显优于 CPSO,说明 DCWOA 的寻优初值要好于 CPSO,因此可得到比 CPSO 更快的寻优速度,使算法整体的优化效率得到提升,且评价函数值更小,故 DCWOA 可以更好地得到控制器参数。最后为了验证本文方法的高效性,在 MATLAB 上独立运行 DCWOA、AWOA、WOA 和 CPSO 算法各 50 次,并记录平均时间分别为 5.34 s、6.88 s、7.33 s 和 6.02 s。因此验证本文算法复杂度更低,优化时间更短。

4 仿真实验

本文以两自由度串联机器人^[11]为被控对象,通过DCWOA算法对ADRC参数进行在线整定,并与其他3种控制算法进行对比,验证了本文算法可以有效地整定ADRC参数。其中机械臂的动力学数学方程为:

$$D(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau \quad (16)$$

式中: D 为惯性矩阵; C 为离心力矩阵; G 为重力矩阵; τ 为控制率,其数学表达式如下:

$$\tau = K_d \dot{e} + K_p e + \hat{G}(q) \quad (17)$$

首先,通过DCWOA在线整定ADRC参数,其中: $\beta_{01} = 98.375$, $\beta_{02} = 298.462$, $\beta_{03} = 95.42$, $\beta_1 = 29.42$, $\beta_2 = 30.25$ 。

其次,通过优化后的自抗扰控制器对两自由度机械臂进行轨迹控制,通过对比不同控制方式所得到的控制结果,验证了本文方法具有更好的控制效果。其控制结果如图5和图6所示。

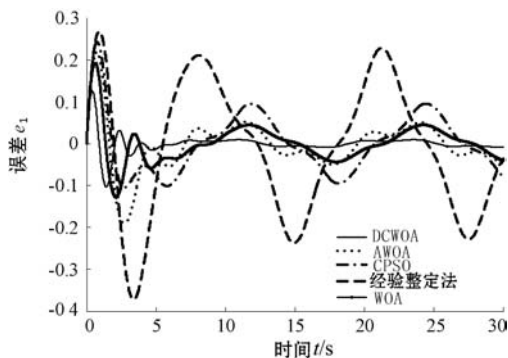


图5 基于不同算法的 q_1 误差跟踪对比图

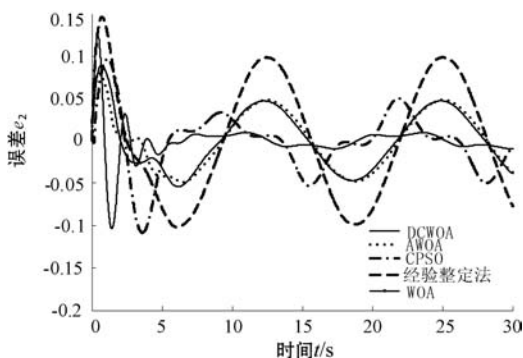


图6 基于不同算法的 q_2 误差跟踪对比图

图5、图6分别为DCWOA整定后的ADRC与AWOA整定后的ADRC、CPSO整定后的ADRC、WOA整定后的ADRC以及经验整定法整定后的ADRC对于角度 q_1 和角度 q_2 的控制误差对比图。从图中可得DCWOA整定后的ADRC的控制精度远远高于其他4种控制方法,且可以更快地达到稳态,响应时间更短。由此可得,本文算法可以有效地整定ADRC参数。

5 结语

本文针对传统经验整定法难以整定非线性ADRC参数问题,提出了一种双种群混沌鲸鱼优化算法。算法针对传统鲸鱼优化算法寻优缓慢的问题,通过引入混沌序列加以改进。针对算法在寻优过程中陷入局部最优问题,提出了双种群寻优的方式加以改进,克服了算法的原有缺陷,并先后通过测试函数和评价指标验证了算法的有效性。最后以两自由度串联机器人为被控对象进行实例验证,通过跟踪误差的对比结果进一步验证了算法的高效性,证明本文所提方法可以有效整定ADRC参数。

参 考 文 献

- [1] Han J. From PID to active disturbance rejection control[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2009, 56(3): 900-906.
- [2] Huang Y, Xue W. Active disturbance rejection control: Methodology and theoretical analysis[J]. Isa Transactions, 2014, 53(4): 963-976.
- [3] Yang X, Cui J, Lao D, et al. Input shaping enhanced active disturbance rejection control for a twin rotor multi-input multi-output system (TRMS) [J]. Isa Transactions, 2016, 62: 287-298.
- [4] Mo R, Geng Q, Lu X. An active disturbance rejection controller design and parameter tuning for helicopter with slung-load[C]//The 12th IEEE Int Conf on Control and Automation. Kathmandu: IEEE, 2016: 242-247.
- [5] Guo Q, Zhu S J, Chen J. Parameter tuning of linear active disturbance rejection controller based on chaotic quantum behaved particle swarm optimization [C]//2017 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC). Chongqing: IEEE, 2017: 7484-7489.
- [6] Yin Z, Du C, Liu J, et al. Research on autodisturbance-rejection control of induction motors based on ant colony optimization algorithm[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2018, 65(4): 3077-3094.
- [7] Liu F C, Jia Y F, Ren L N. Anti-synchronizing different chaotic systems using active disturbance rejection controller based on the chaos particle swarm optimization algorithm [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(12): 98-105.
- [8] Yu Y, Wang H, Li N, et al. Automatic carrier landing system based on active disturbance rejection control with a novel parameters optimizer[J]. Aerospace Science & Technology, 2017, 69: 149-160.

- [40] Bahrbeigi H, Ahrabi A, Mirnia M, et al. A new system to evaluate GA-based clustering algorithms in intrusion detection alert management system[C]//Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC), 2010 Second World Congress on, 2010, pp. 115 - 120.
- [41] 莫宏伟. 人工免疫系统[M]. 科学出版社, 2009.
- [42] 王慧. 基于危险理论的网络入侵检测系统研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(6):159 - 162.
- [43] 白鹏翔, 张清华, 段富, 等. 基于模糊规则的免疫算法在网络入侵中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2015(12): 3246 - 3249.
- [44] Mahboubian M, Udzir N I, Subramaniam S, et al. An alert fusion model inspired by artificial immune system[C]//Cyber Security, Cyber Warfare and Digital Forensic (CyberSec), 2012 International Conference on. IEEE, 2012:317 - 322.
- [45] 彭凌西, 谢冬青, 付颖芳, 等. 基于危险理论的自动入侵响应系统模型[J]. 通信学报, 2012, 33(1):136 - 144.
- [46] Mohamed A B, Idris N B, Shanmugum B. Alert correlation using a novel clustering approach[C]//International Conference on Communication Systems & Network Technologies. IEEE Computer Society, 2012:720 - 725.
- [47] Cuppens F, Mige A. Alert correlation in a cooperative intrusion detection framework[C]//IEEE Symposium on Security & Privacy IEEE Computer Society. IEEE, 2002:202 - 215.
- [48] Cheung S, Lindqvist U, Fong M W. Modeling multistep cyberattacks for scenario recognition[C]//DARPA Information Survivability Conference and Exposition, 2003. Proceedings. IEEE, 2003:284 - 292.
- [49] Bouzar-Benlabiod L, Benferhat S, Boubana-Tebibel T. Integrating security operator knowledge and preferences to the alert correlation process[C]//Machine and Web Intelligence (ICMWI), 2010 International Conference on. IEEE, 2010: 416 - 420.
- [50] Ning P, Cui Y, Reeves D S, et al. Techniques and tools for analyzing intrusion alerts[J]. Acm Transactions on Information & System Security, 2004, 7(2):274 - 318.
- [51] Hu H, Liu Y, Yang Y, et al. New insights into approaches to evaluating intention and path for network multistep attacks [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, Article ID 4278632: 1 - 13.
- [52] Hu H, Zhang H, Liu Y, et al. Quantitative method for network security situation based on attack prediction[J]. Security and Communication Networks, 2017, Article ID 3407642: 1 - 19.
- [53] Yu D, Frincke D. A novel framework for alert correlation and understanding[M]//Applied Cryptography and Network Security. Springer Berlin Heidelberg, 2004:452 - 466.
- [54] Du J, Wu Z, Chen M. Attack modeling using colored petri net and alerts correlation algorithms design[J]. Journal of Chongqing University, 2011, 34(4):118 - 124.
- [55] Ourston D, Matzner S, Stump W, et al. Applications of hidden Markov models to detecting multi-stage network attacks [C]//Hawaii International Conference on System Sciences. 2003:73 - 76.
- [56] 唐梦楠. 网络入侵事件检测及攻击行为预测的方法研究 [D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.
- [57] 胡浩, 刘玉岭, 张红旗, 等. 基于吸收马尔可夫链的网络入侵路径预测方法[J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(4): 831 - 845.
- [58] 穆成坡, 黄厚宽, 田盛丰, 等. 基于模糊综合评判的入侵检测报警信息处理[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(10):1679 - 1685.
- [59] Dain O, Cunningham R K. Fusing a heterogeneous alert stream into scenarios[M]//Applications of Data Mining in Computer Security. Springer US, 2002:103 - 122.
- [60] Qin X, Lee W. Discovering novel attack strategies from INFOSEC alerts[J]. Advances in Information Security, 2004, 31:439 - 456.
- [61] 殷其雷, 吴平平. 基于 Apriori 算法的攻击行为时序关联规则检测方法[J]. 计算机安全, 2014(9):2 - 7.
- ~~~~~
- (上接第 240 页)**
- [17] Sinha R, Swearingen K. Comparing recommendation made by online systems and friend[C]//Proceedings of the DELOS-NSF Workshop on Personalization and Recommender Systems in Digital Libraries, 2001:10 - 16.
- [18] Li Y M, Wu C T, Lai C Y. A social recommender mechanism for ecommerce: combining similarity, trust, and relationship[J]. Decision Support Systems, 2013, 55(3):740 - 752.
- [19] 罗辛, 欧阳元新, 熊璋, 等. 通过相似度支持度优化基于 K 近邻的协同过滤算法[J]. 计算机学报, 2010, 33(8):1438 - 1445.
- [20] 邓爱林, 朱扬勇, 施伯乐. 基于项目评分预测的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2003, 14(9):1621 - 1628.
- ~~~~~
- (上接第 285 页)**
- [9] 牛培峰, 吴志良, 马云鹏, 等. 基于鲸鱼优化算法的汽轮机热耗率模型预测[J]. 化工学报, 2017, 68(3):1049 - 1057.
- [10] Awouda A E A, Mamat R B. Refine PID tuning rule using ITAE criteria[C]//2010 The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE). IEEE, 2010:171 - 176.
- [11] Heck D, Saccon A, Wouw N V D, et al. Guaranteeing stable tracking of hybrid position-force trajectories for a robot manipulator interacting with a stiff environment[J]. Automatica, 2016, 63:235 - 247.