

基于自适应权重鸽群算法的无人机航路规划

林 娜, 黄思铭, 拱长青

(沈阳航空航天大学计算机学院, 辽宁 沈阳 110136)

摘要: 在复杂环境下采用基本鸽群算法进行无人机航迹规划时存在易陷入局部最优、收敛速度较慢且不稳定的问题。提出自适应权重鸽群算法, 引入自适应权重系数对种群中个体的速度和位置进行计算, 以提升航路规划质量和效率。仿真结果表明, 相同任务环境下, 自适应权重鸽群算法与 PIO 算法、PSO 算法相比, 得出的航线距离、威胁代价消耗与算法运行时间均有所减少。经过样条平滑算法进行平滑处理后的路径可以达到无人机航路可飞。

关键词: 无人机; 自适应权重; 鸽群优化; 样条平滑法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** B

UAV Path Planning Based on Adaptive Weighted Pigeon-inspired Optimization Algorithm

LIN Na, HUANG Si-ming, GONG Chang-qing

(School of Computer Science, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning 110136, China)

ABSTRACT: In complex environment, using traditional Pigeon-inspired Optimization algorithm for the UAV route planning leads local optimum and slow convergence speed and unstable problem. This paper introduces an Adaptive Weighted Pigeon-inspired Optimization algorithm. The adaptive weight coefficient is applied to calculate the speed and position of the individuals in the population which enhances the quality and efficiency of route planning. The simulation results show that the Adaptive Weighted Pigeon-inspired Optimization algorithm provides a shorter route distance, a lower threat cost consumption and shorter algorithm running time while comparing with PIO and PSO. After the spline smoothing, the UAV route is flyable.

KEYWORDS: Unmanned aerial vehicle(UAV); Adaptive weighted; Pigeon optimization(PIO); Spline smoothing method

1 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle)航路规划是指在一定的约束条件下,根据任务的目标特征得出一个最优的无人机飞行轨迹。无人机航路规划性能的优劣程度直接决定着任务的执行效率。在军事领域中,威胁约束包括敌方导弹、高炮、雷达等。在民用领域中,威胁约束包括天气因素、法律规定的禁飞区等。在这样复杂的情况下,现有的算法在应用中都存在一些缺陷,不能满足实际的无人机飞行需求。

群智能仿生算法是人工智能的一个分支,主要包括微粒群算法和蚁群算法等。群智能仿生算法应用于无人机航路规划的优点在于生物种群的特殊行为模型能够更好的与无人机的行为模型吻合,从而能够为无人机航路规划提供更好的模型依据。1991年 M. Dorigo、V. Maniez-zo、A. colorini 等人提出了蚁群优化算法(Ant Algorithm),用于求解 TSP 问

题^[1]。2002年我国学者李晓磊、邵之江、钱积新等提出了人工鱼群算法^[2]; Karaboga 等模拟蜂群的智能采蜜行为,提出了人工蜂群算法^{[3][4]}。以上的群智能算法应用于无人机航路规划时都存在共同的缺陷,在寻找最优路径时,结果只满足局部最优的效果,并不能满足全局最优的效果,从而导致规划出的路径并不是全局最佳航线。

鸽子因其具有惊人的导航能力而备受研究者青睐。Guilford 发现鸽子会在旅程不同阶段使用不同导航工具,前期依赖磁场,后期依赖地标^[5]。Whiten 发现太阳高度也会影响鸽子导航。2014年国外学者 Goel, S. 发表题论文,首次提出了鸽群优化算法的概念^[6]。但是并没有将鸽群优化算法应用到实际问题中。2014年国内段海滨教授受此启发,在无人机路径规划应用方面提出了一种新群智能仿生算法——鸽群优化算法^[7]。此外,2015年段海滨教授等人还提出了基于捕食逃逸鸽群优化算法应用于无人机紧密编队协同控制领域^[8]。使用鸽群之间的通信功能实现多无人机的信息

共享。2015年 Zhang, Shujian, Duan, Haibin 提出使用满足高斯分布规律的鸽群算法进行航路规划^[9]。2015年段海滨等申请一种基于量子鸽群优化的无人机自主空中加油目标检测方法的发明专利,该方法可以对无人机的标志点进行准确地检测,为空中加油的实现提供有效的保障^[10]。但运用鸽群算法进行航路规划的过程不完善,算法也存在一些缺陷。首先,现有的使用鸽群算法进行航路规划时并没有进行初始化航路处理,也没有对规划出的航路进行平滑处理。然后,现有的鸽群算法在计算过程中也同样存在陷入局部最优解的缺陷;其次,鸽群算法求解时的算法收敛速度较慢,并且收敛速度不稳定;最后,现有的鸽群算法进行规划的过程消耗的威胁代价较高。

综上所述,为了提升无人机航路规划的性能和效率等问题,本文提出自适应权重鸽群算法进行路径规划。第一,在初始阶段增加初始化航路处理,根据无人机执行任务的规模和地形的区别,采用不同的方式进行航路初始化操作。第二,在基本鸽群算法的地磁操作阶段增加自适应权重系数,通过对此系数的合理调控,从而控制种群粒子的飞行方向和速度。第三,得到航路最优解后根据不同无人机的自身需求使用样条平滑算法对航路进行平滑处理。

2 问题描述和威胁代价评估建模

2.1 问题描述

无人机航路规划是根据任务目标规划出满足性能指标要求的最佳飞行航路。航路规划过程中首先要建立威胁代价评估建模。建模过程中使用圆弧模型去表示不同类型的威胁,通过设定圆弧的半径来表示威胁的有效范围。此外,在规避威胁的过程中,使用威胁因子表示每个威胁对无人机航行路线的影响程度。

2.2 威胁代价评估建模

无人机航路规划的性能指标主要包括完成规定任务的安全性指标和燃油性能指标,即威胁代价最小性能指标和燃油代价最小性能指标。

威胁代价最小值按如下公式计算

$$\min J_t = \int_0^L w_t dl, \quad L \text{ 为航路的长度}$$

油耗代价最小值按如下公式计算:

$$\min J_f = \int_0^L w_f dl, \quad L \text{ 为航路的长度}$$

总威胁代价评估模型如下:

$$\min J = kJ_t + (1 - k) J_f$$

当无人机沿航路飞行时,各威胁源对其产生的总威胁代价按如下公式计算:

$$w_{t, L_{ij}} = \int_0^{L_{ij}} \sum_{k=1}^{N_t} \frac{t_k}{[(x - x_k)^2 + (y - y_k)^2]^2} dl$$

为了简化威胁代价计算,取5个点来计算这条边所受到的威胁代价,若威胁点到该边的距离在威胁半径之内,按如

下公式计算威胁代价。

$$w_{t, L_{ij}} = \frac{L_{ij}^5}{5} \sum_{k=1}^{N_t} t_k \left(\frac{1}{d_{0.1, k}^4} + \frac{1}{d_{0.3, k}^4} + \frac{1}{d_{0.5, k}^4} + \frac{1}{d_{0.7, k}^4} + \frac{1}{d_{0.9, k}^4} \right)$$

式中 L_{ij} 为连接节点 i, j 边的长度, $d_{(0.1, k)}$ 表示边上的 $1/10$ 点距第 k 个威胁源中心的距离, t_k 为威胁因子,表示当前威胁对无人机航行的威胁等级。

3 基本鸽群算法 (PIO)

3.1 鸽群行为

鸽子具有很强的记忆力,还是习惯性较强的动物。鸽子能够使用道路、高速公路等进行导航,此外鸽子还可以通过对地球磁场、地标、太阳的方向、甚至次声等等进行导航,从而寻找准确辨别目的地的位置^[11]。

3.2 鸽群算法的数学模型和步骤

根据鸽群的优秀导航能力,从而提出了鸽群优化算法。鸽群优化算法的数学模型主要分为两部分:地磁算子和地标算子。根据两种算子的操作更新最优粒子的速度和位置。其中 $pigeonnum$ 为鸽群中鸽子的数量,即种群规模。

首先,引入了地磁算子,鸽群能够通过自身对地磁的感应在大脑中绘制出简要地图,再根据太阳的方向辨别目的地的方向。在 D 维搜索空间中,每轮迭代种群中个体都根据如下公式来计算并更新粒子的速度和位置

$$v_i(t) = v_i(t-1) \cdot e^{-Rt} + rand \cdot (x_g - x_i(t-1))$$

$$x_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t)$$

其中 R 是地磁算子, x_g 为当前的全局最优位置,全局最优解是通过比较当前种群中所有粒子的威胁代价值和距离目的地的距离而得出的。

然后,引入地标算子,鸽群据此判断当前位置是否和目的地相似,若判断出两者位置相似,鸽群直接飞向目的地;否则使用鸽群的中心位置粒子为最接近目的地的位置。每轮迭代过程都将种群规模减半。第 t 次迭代时,更新种群规模和种群日子的位置公司由如下公式计算

$$N_p = \frac{N_p(t-1)}{2}$$

$$x_c(t) = \frac{\sum x_i(t) \cdot fitness(x_i(t))}{N_p \sum fitness(x_i(t))}$$

$$x_i(t) = x_i(t-1) + rand \cdot (x_c(t) - x_i(t-1))$$

其中 $fitness()$ 为威胁建模后得出的威胁代价最小值。通过地标操作的计算可以更快的寻找到目的地的位置,从而是无人机更快的飞向目的地,提高飞行效率。

4 自适应权重鸽群算法 (AWPIO)

经过实验发现,基本的鸽群算法在实现无人机航路规划过程中,具有收敛速度慢,消耗的威胁代价高等缺陷。本文对现有的鸽群算法进行改进,并给出了仿真结果和结果分析。

现有的鸽群优化算法在进行无人机航路规划时,都是直接使用鸽群算法进行最优解的计算,并没有对无人机航行的初始路径进行初始化,本文中增加了航路的初始化部分,为此后的鸽群算法提供一个更优的初始最优值。对航路进行初始化后可以减少算法的计算时间,并且能够提高鸽群算法的执行效率。

普通的鸽群算法在求解局部最优解和全局最优解时,存在易于陷入局部极值的问题。因此,为了均衡鸽群算法的局部搜索能力和全局搜索能力,在鸽群算法的地磁操作部分引入非线性的动态惯性权重系数(即自适应权重系数),从而提高整个算法在航路规划中的效率。自适应权重系数根据如下公式计算得出。

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) * (f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & f > f_{\text{avg}} \end{cases}$$

其中 ω_{\min} 和 ω_{\max} 分别表示惯性权重系数的最小值和最大值, f 为威胁代价评估函数, f_{avg} 表示当前鸽群中的平均威胁代价值, f_{\min} 表示当前鸽群中的最小威胁代价值。其步骤可总结如下:

Step1: 威胁代价评估建模,对鸽群中的每个个体的速度和位置进行初始化,并对所用其余的参数进行初始化。

Step2: 初始化航路。

Step3: 开始地磁操作阶段,根据威胁代价评估模型对鸽群中的每个粒子计算威胁代价值。

Step4: 根据 step3 中求出的每个鸽子的威胁代价值更新局部最优解和全局最优解。

Step5: 判断是否达到地磁操作的最大迭代次数。若大于地磁操作的最大迭代次数,则转到 step6 继续执行地标操作;否则,返回 step3。

Step6: 根据规则求出当前鸽群中距离目的地最近的位置,并在此处将鸽群规模减半。

Step7: 计算当前鸽群中每个鸽子的威胁代价值,并据此更新局部最优解和全局最优解。

Step8: 判断是否达到地标操作的最大迭代次数。若大于地标操作的最大迭代次数,则程序结束,当前的全局最优解的位置即为所求的所有航路点;否则,返回 step6。

5 航路平滑处理

直接使用鸽群算法计算而得出的航路存在拐角,如图 3 中折线所示。但是在实际的无人机执行任务过程中,根据任务的需要必须时常改变航行方向,这就需要满足无人机自身的最小转弯半径约束。由此可知,鸽群算法得出的航线不能直接应用于实际的无人机航行中,需要对规划出的航路进行平滑处理。

针对以上问题,提出使用样条平滑算法对规划后的路径进行平滑处理,从而达到航路可飞的目的^[12]。样条平滑算法主要通过对参数的控制平滑后的效果,可以根据需求自定义参数值。样条平滑的基本原理如下公式所示

$$p \sum_i w_i (y_i - s(x_i))^2 + (1-p) \int \left(\frac{d^2 s}{dx^2} \right)^2 dx$$

其中参数 p 为平滑参数,且取值范围为 $0 \leq p \leq 1$ 。 w_i 为权重系数,且取值范围为 $0 \leq w_i \leq 1$ 。默认情况下 $w_i = 1$ 。经过航路平滑后得出的结果如图 3 中曲线所示。

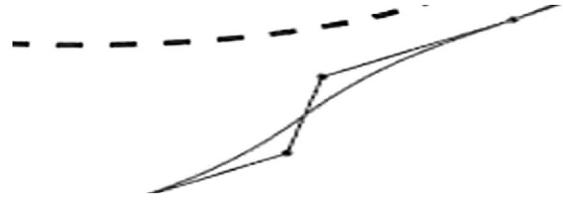


图 3 平滑处理前后对比图

6 仿真对比分析

自适应权重鸽群算法通过对算法中参数的调整能够解决不同情况下的无人机航路规划问题,可以自由的根据无人机的应用领域和约束条件等因素的变化改变参数,从而达到更好的规划效果。此外,通过一系列的实验说明改进后的自适应鸽群算法的可行性和有效性,并且将改进后的自适应权重鸽群算法与原始的鸽群算法和粒子群算法分别进行了对比分析。

整个无人机航路规划的仿真部分在 Windows7 操作系统中使用 Matlab R2016 平台进行威胁建模和航路仿真。硬件配置为:英特尔 i5-2400@ 3.10GHz 处理器,4GB 内存。为了避免单一环境对路径规划算法的偏向性,将在两种威胁模型环境下分别进行路径规划。首先,在简单较少威胁约束条件下进行规划,然后,在更复杂的威胁环境中进行路径规划。其中简单环境下,采用的地理范围为 80km* 110km,复杂环境下,采用的地理范围为 110km* 110km,在坐标系中每个单位长度表示 1km 距离。根据规划的区域范围分别设定的威胁源分布与威胁源的威胁因子等数据见表 1 和表 2。简单环境下设置的威胁环境区域内起点坐标为(14,10),目标点坐标为(65,110),简单环境下设置的威胁环境区域内起点坐标为(8,6),目标点坐标为(95,105)。仿真采用的相关参数分别见表 3。

表 1 简单环境威胁源分布表

NO.	威胁中心坐标	威胁半径	威胁因子
1	(50,60)	10	2
2	(22,50)	8	10
3	(39,78)	8	20
4	(46,36)	12	2
5	(65,90)	9	3
6	(25,25)	5	1

表 2 复杂环境威胁源分布表

NO.	威胁中心坐标	威胁半径	威胁因子
1	(58 ,50)	9	15
2	(22 ,50)	11	11
3	(49 ,75)	10	5
4	(68 ,28)	14	3
5	(65 ,90)	9	6
6	(25 ,27)	5	2
7	(95 ,46)	8	4
8	(27 ,75)	7	7
9	(35 ,14)	10	3
10	(90 ,70)	14	2
11	(45 ,35)	8	3
12	(15 ,95)	10	9

在以上威胁约束环境下分别使用改进后的自适应鸽群优化算法、普通鸽群优化算法和粒子群算法对无人机航路规划进行仿真。为了保证对比实验的可行性与准确性,将各个算法都在相同的约束条件下进行,实验过程中各个算法使用的参数数据见表 3。根据设定参数计算出的仿真结果如图 4、图 5 所示。

表 3 各算法参数设置

AWPIO	PIO	PSO
	k=0.3	
	D=20	
T1=100,T2=40,μpigeonnum=120,μR=0.2,μc1=2,μc2=2,μw=0.7298,		
Wmax=0.7,μwmin=0.4		MaxDT=200,μN=150

在相同的威胁环境下,分别使用 AWPIO 算法、PIO 算法和 PSO 算法进行无人机航路规划。通过对三种算法花费的航路距离、威胁代价和计算时间这三个参数的分析,可以有效的分析出算法的性能。三种算法分别得到的性能参数见表 4。

表 4 简单环境算法性能对比数据

算法	航路距离(km)	威胁代价	算法执行时间(s)
AWPIO	113.6354	82.2668	1.556
PIO	115.8751	83.0129	1.710
PSO	121.2275	84.8867	3.070

表 5 复杂环境算法性能对比数据

算法	航路距离(km)	威胁代价	算法执行时间(s)
AWPIO	139.3299	106.4090	1.689
PIO	146.3601	109.259	1.749
PSO	185.5639	129.9060	3.306

根据以上数据可以得出,改进后的鸽群优化算法相对于改进前的鸽群算法和粒子群算法在航路距离、威胁代价和执

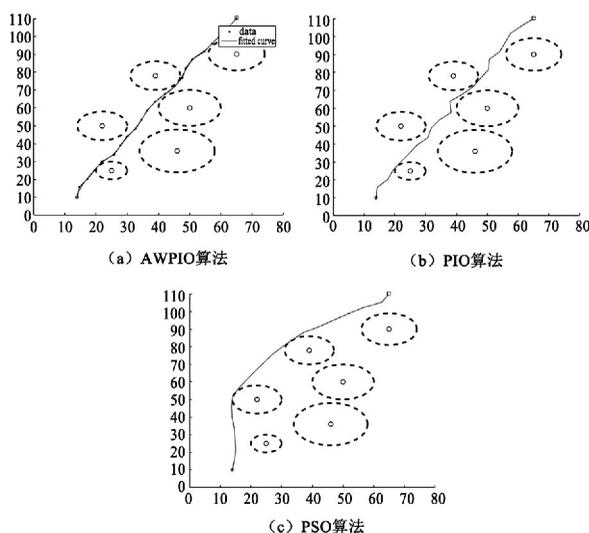


图 4 简单环境航路规划路线图

行时间都具有显著的提升。从而能够保证无人机执行任务时能够保证更低的资源消耗,也能尽量减少任务的执行速度。

除了以上的性能参数分析外,算法执行时的收敛速度也是辨别算法优劣的重要因素,较快、较稳定的收敛速度可以保证算法的执行效率和算法的稳定性。通过仿真得出不同环境下,三种算法的收敛曲线如图 6、图 7 所示。其中横坐标表示算法的迭代次数,纵坐标表示航路规划过程中所消耗的威胁代价值。

根据以上收敛曲线的趋势图可以明显得出改进后的鸽群算法在无人机航路规划过程中具有更好的收敛效果。相对于其它两种算法具有更快、更稳定的收敛速度,也是消耗威胁代价最低的算法。通过以上分析可以得出,改进后的自适应权重鸽群算法在无人机航路规划中具有更好的规划效果和效率。

7 总结

基本鸽群算法在解决无人机航路规划问题中存在对复杂地形不能进行精准的航路规划问题,针对这个问题,对鸽群算法进行了改进,提出自适应权重的鸽群算法计算并求解航路规划问题中的最优航路点,并使用数学模型对所求航路点进行路径平滑计算操作。最后对算法进行仿真分析,仿真结果表明:在简单环境下,改进后的鸽群算法在无人机航路规划中具有更好的效果,自适应权重鸽群算法得出的航线距离与 PIO 算法相比减少了 2.2397km,与 PSO 算法相比减少了 7.5921km;威胁代价消耗与 PIO 算法相比减少了 0.7461,与 PSO 算法相比减少了 2.6199;算法的消耗时间与 PIO 算法相比减少了 0.154s,与 PSO 算法相比减少了 1.514s。此外,在复杂环境下,由实验数据也可以看出改进后的算法具有更高的效率。能够克服现有鸽群算法应用中无人机航路规划

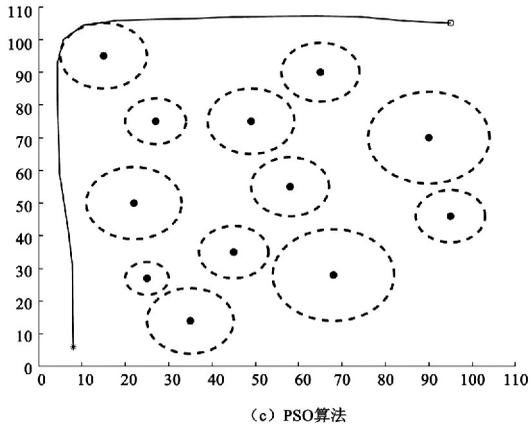
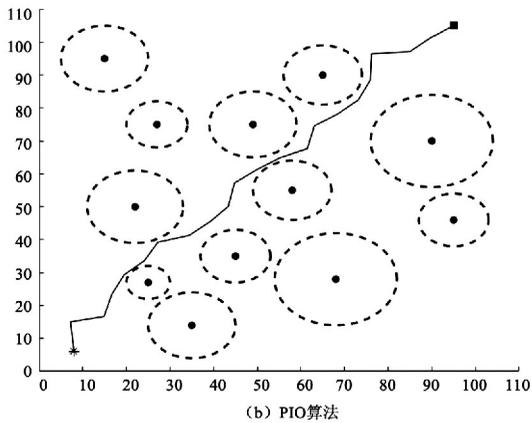
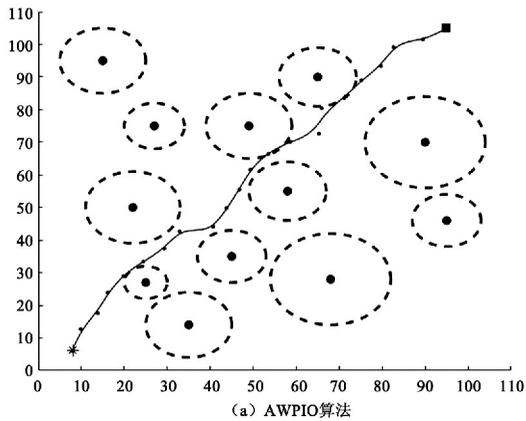


图5 复杂环境航路规划路线图

中的不足。将算法与粒子群算法进行了比较,从路径规划的结果中可直观看出改进后鸽群算法的具体优势,可以充分表明自适应权重的鸽群算法在无人机航路规划领域的可用性。

参考文献:

- [1] S Fei ,L Yuan & S Lincheng. (2009) . An improved ant colony algorithm for UAV route planning in complex battlefield environment. [C] Chinese Control and Decision Conference , Guilin , China , CCDC 2009 , June 17 , 2009 – June 19 , 2009.

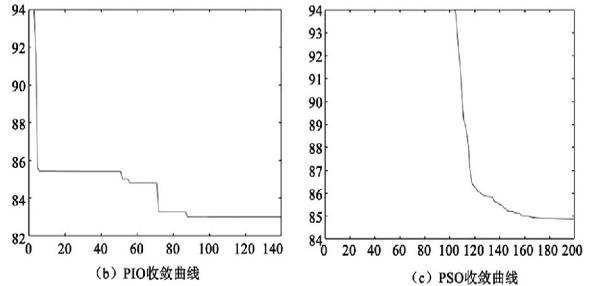
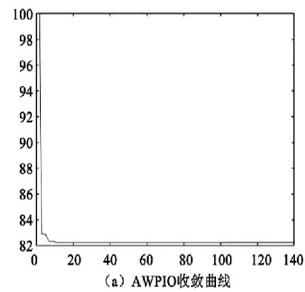


图6 简单环境算法的收敛曲线

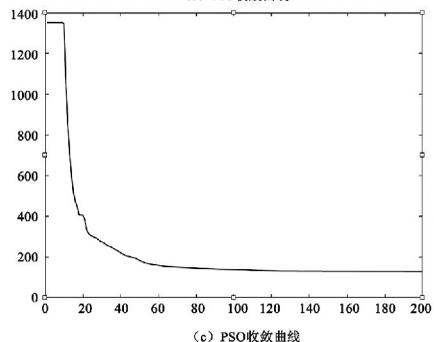
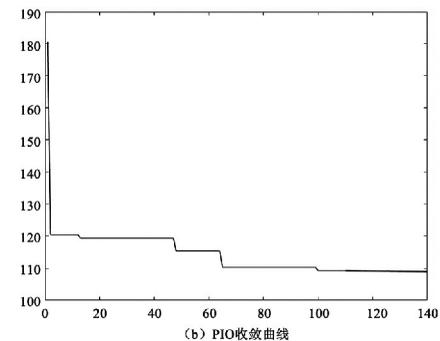
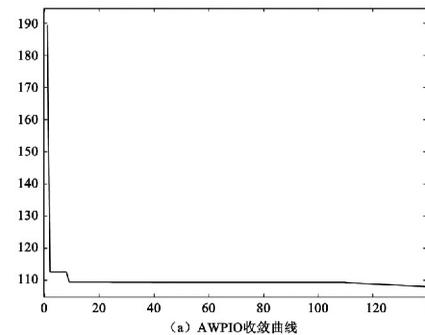


图7 复杂环境算法收敛曲线

(下转第 125 页)

号, Y2 表示制动器故障 2 号, Y3 表示制动器故障 3 号, J1 表示尖叫故障 01, J2 表示尖叫故障 02, U 表示正常标杆, I 表示左轮制动器故障标杆, L 用于描述判断类型(制动器故障表示为 Z0, 正常表示为 Zp, 尖叫故障表示为 J0), A 用于描述检测结果(错误表示为 ER, 正确表示为 CO)。

由匹配系数性质可知, 所提方法对混合动力汽车左轮制动器故障检测准确率非常高, 说明采用 SDP 图形技术将制动器声信号转换为极坐标图形, 依据图形匹配系数可以有效对图形进行区分。将离散小波方法、局域均值分解方法以及 SDP 图形技术相结合, 能够对汽车左轮制动器故障进行有效检测。

5 结论

1) 由于混合动力汽车左轮制动器信号周期性较强, 背景噪声也具有随机性特点, 将局域均值分解方法和离散小波方法相结合能有效去除故障信号的干扰噪声, 提高信号信噪比, 还原制动器信号特性。

2) 采用 SDP 图形技术, 其极坐标和图形对称性特点可以对汽车制动器信号进行准确描述, 使信号特征更加明显, 易于区分。

3) 将离散小波方法、局域均值分解方法以及 SDP 图形技术相结合可以有效检测汽车制动器是否产生故障, 故障检测结果准确, 该方法提供了一种制动器在线故障检测的新途径。

参考文献:

[1] 王强, 等. 噪声方差自适应修正的混合系统故障诊断方法[J].

振动与冲击, 2016, 35(8): 14-20.

- [2] 王永宽, 钱立军, 牛礼民. 插电式混合动力汽车双模糊控制策略及其优化[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 209-217.
- [3] 李素华. 变转速条件下汽车发动机故障模式识别仿真[J]. 计算机仿真, 2016, 33(11): 144-147.
- [4] 宁大勇, 等. 基于异响信号的发动机故障成分提取[J]. 光学精密工程, 2015, 23(10): 313-319.
- [5] 黄海波, 等. 基于 DBNs 的车辆悬架减振器异响鉴别方法[J]. 西南交通大学学报, 2015, 50(5): 776-782.
- [6] 刘瑞骏, 等. 汽油机燃烧噪声导致的整车异响研究[J]. 汽车工程, 2016, 38(10): 1252-1257.
- [7] 彭远浩, 潘久辉. 基于日志分析的增量数据捕获方法研究[J]. 计算机工程, 2015, 41(6): 56-60.
- [8] 魏雪倩, 黄新波, 李文君子, 吴孟魁. 基于 AdaBoost 多分类算法变压器故障诊断[J]. 西安工程大学学报, 2016, 2(30): 207-211.
- [9] 孟浩东, 等. 动力总成异响源和异响源的识别研究[J]. 内燃机工程, 2016, 37(5): 140-145.
- [10] 黄海波, 等. 基于样本熵与 ELM-Adaboost 的悬架减振器异响声品质预测[J]. 振动与冲击, 2016, 35(13): 125-133.

[作者简介]

冯平(1962-), 男(汉族), 北京人, 硕士, 副教授, 研究方向: 工控方面研究。



(上接第 42 页)

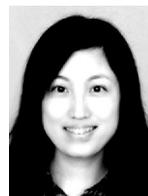
- [2] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法-人工鱼群算法[D]. 浙江大学, 2003.
- [3] D Karaboga. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical Report No. 6, Erciyes University, Kayseri, 2005.
- [4] D Karaboga and B Basturk. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [5] T Guilford, S Roberts and D Biro. Positional entropy during pigeon homing II: navigational interpretation of Bayesian latent state models[J]. Journal of Theoretical Biology, 2004, 227(1): 25-38.
- [6] S Goel. Pigeon optimization algorithm: A novel approach for solving optimization problems[C]. Data Mining and Intelligent Computing (ICDMIC), 2014 International Conference on, 5-6 Sept. 2014.
- [7] Duan Haibin, and Qiao Peixin. Pigeon-Inspired Optimization: A New Swarm Intelligence Optimizer for Air Robot Path Planning[J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.
- [8] 段海滨, 邱华鑫, 范彦铭. 基于捕食逃逸鸽群优化的无人机紧

密编队协同控制[J]. 中国科学: 技术科学, 2015-6: 559-572.

- [9] S Zhang & D Huan. Gaussian pigeon-inspired optimization approach to orbital spacecraft formation reconfiguration. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(1): 200-205.
- [10] 段海滨, 孙永斌. 一种基于量子鸽群优化的无人机自主空中加油目标检测方法[P]. 北京: CN105066998A, 2015-11-18.
- [11] A Whiten. Operant study of sun altitude and pigeon navigation [C]. Nature, 1972, 237(5355): 405-406.
- [12] M Nagahara & C F Martin. L1 Control theoretic smoothing splines [C]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(11): 1394-1397.

[作者简介]

林娜(1977-), 女(汉族), 辽宁省沈阳市人, 副教授, 硕士研究生导师, 主要研究领域为无人机航路规划;



黄思铭(1992-), 女(汉族), 辽宁省沈阳市人, 硕士研究生, 主要研究领域为无人机航路规划;

拱长青(1965-), 男(达斡尔族), 内蒙古人, 教授, 硕士研究生导师, 主要研究领域为网络通信、云计算安全。