

基于改进粒子滤波的非线性系统故障诊断

吕佳志

(江南大学 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘要: 粒子滤波在非线性系统的故障诊断中, 存在着粒子样本退化和突变状态难以跟踪的问题。为此提出一种基于无迹变换和遗传变异改进的粒子滤波算法, 通过无迹变换将粒子转移到高似然区域, 遗传算法代替重采样消除粒子多样性退化的问题, 再利用对数似然函数和作为评价指标来进行故障诊断。仿真实验结果表明, 改进的算法可有效提高滤波精度, 在连续搅拌反应器变量发生突变时, 能够有效、准确地诊断出故障。

关键词: 无迹变换; 遗传变异; 似然函数; 故障诊断; 非线性系统

中图分类号: TP277.3 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5276(2019)04-0183-05

Fault Diagnosis of Nonlinear Systems Based on Improved Particle Filter

LV Jiazhi

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry (Ministry of Education), Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Particle filter is used in the fault diagnosis of nonlinear systems, there is the problem that the particle samples are degraded and it is difficult to track the mutation state. Therefore, a particle filter algorithm based on unscented transformation and genetic variation improvement is proposed. Through the unscented transformation, the particles are transferred to the high-likelihood region. The genetic algorithm replaces resampling to eliminate the degradation of particle diversity, and then the log-likelihood function is used as an evaluation index to perform the fault diagnosis. The simulation experiment results show that the improved algorithm can be used to effectively improve the filtering accuracy, and effectively, accurately diagnose the fault when the mutation occurs in the variable of the continuous stirred reactor.

Keywords: unscented transform; genetic variation; likelihood function; fault diagnosis; nonlinear systems

0 引言

如何提高产品质量, 降低产品的不合格率, 增加设备的安全性, 减少停产时间, 减少制造成本, 提高故障诊断技术的准确率在制造业中成为不可或缺的关键问题^[1]。工业系统中的故障种类多且难以检测, 近年来以 kalman 滤波方法为基础, 建立起基于滤波器的故障诊断方法, 在线性高斯系统中得到了广泛的应用。对于非线性高斯系统, EKF 是将非线性函数在 sigma 估计点通过泰勒级数形式进行变换, 进行近似线性化来充当线性函数, 但近似方法往往会引起滤波值和协方差的较大误差。相对传统的 kalman 滤波器, 粒子滤波器完全突破了 kalman 线性高斯性的条件限制, 克服了 kalman 只能用于高斯密度分布线性系统的缺点, 可用于任意非线性非高斯系统的状态估计, 能够很好地过滤掉系统的过程噪声和量测噪声, 能够较准确地反应出状态信息并及时发现异常突变的情况, 有较强的鲁棒性。

粒子滤波的思想是依据大数定理的蒙特卡洛积分结合贝叶斯估计的近似运算。通过经验分布产生一组附带权值的粒子集合, 来近似系统状态的概率密度函数, 通过

求取所有粒子和以及均值来近似积分函数运算, 从而获得状态最小方差估计的过程。粒子退化是一直存在的缺陷。粒子权值方差会随时间增长而不断增大, 偏离真实分布, 真实经过多次运算后, 只剩下极少数大权值粒子, 大多数都是小权值粒子, 小到可以忽略不计, 浪费了大量的运算时间。Gordon 等人在 1993 年提出重采样技术, 虽然粒子退化现象在一定程度上降低了许多, 同时带来了计算的复杂化、运算量的增大和粒子多样性的丧失等新问题^[2]。

学者们为了抑制退化问题提出了很多解决方法, 刘志仓等提出部分重采样的改进法, 将粒子进行排序再择优选择^[3]。蒋栋年提出自适应的调整残差阈值进行故障诊断, 但没有从根本上解决粒子滤波的缺陷^[4], 王进花在此基础上提出根据噪声和误差的大小实时自适应调整状态转移密度方差^[5]。吴明明等提出了入侵式杂草优化来扩充粒子的数目, 提高滤波精度^[6-7]。骆荣剑等提出了权值大、小的优化方法, 针对优化后粒子进行重采样^[8]。文献 [6-8] 都是优化粒子来提高滤波精确度, 但重采样还会出现粒子多样性枯竭问题。

上述文献都是围绕着重采样技术的改进方法和运算速度之间的平衡, 但是重采样的缺点依然无法避免。本文在前人算法改进的基础上, 在重要性函数的选取上结合了

Unscented 变换, 舍弃了重采样技术, 用遗传变异思想传递粒子, 提出一种无迹遗传粒子滤波算法 UGPF, 基于似然函数和评价方法, 对强非线性的连续搅拌反应器进行故障诊断。

1 改进的粒子滤波算法

1.1 基本原理

动态空间模型如下:

$$\text{状态方程: } x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \quad (1)$$

$$\text{观测方程: } y_k = h(x_k, v_k) \quad (2)$$

其中 $f: R^{n_x} \rightarrow R^{n_x}$, $h: R^{n_y} \rightarrow R^{n_y}$ 为非线性有界函数; $x_k \in R^{n_x}$ k 时刻状态变量; $y_k \in R^{n_y}$ k 时刻量测值; $u_k \in R^{n_u}$ 是过程噪声, $v_k \in R^{n_v}$ 是量测噪声。

贝叶斯滤波估计包含两个阶段:

状态预测方程:

$$p(x_k, x_{k-1} | Y_{k-1}) = p(x_k | x_{k-1}, Y_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) \quad (3)$$

$$\text{状态更新方程: } p(x_k | Y_k) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1})}{p(y_k | Y_{k-1})} \quad (4)$$

其中 $p(y_k | Y_{k-1})$ 为归一化常数:

$$p(y_k | Y_{k-1}) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1}) dx_k \quad (5)$$

传统的粒子滤波算法中, 为了节省运算时间, 一般将先验概率作为重要性函数进行简化, 由此带来的缺陷就是缺少当前时刻的量测值, 不能反映真实状态, 如果系统状态突变以及解析模型不准确将会引起严重的误差^[9]。其实重要性采样在很大程度上依赖于后验分布与建议分布之间的距离, 如果它们似然函数的峰值与先验分布的峰值重合, 且似然函数的宽窄与先验分布的峰值宽度基本吻合, 即达到最大的重合度, 那么这是最理想的状态。如果情况相反, 似然函数远离先验分布的峰值, 它们之间的重合度非常小, 那么就需要将粒子集中的样本转移到似然函数覆盖的区域中。

1.2 Unscented 变换

本文根据 UKF 算法采用 Unscented 变换使样本形成更准确的建议分布, 将更多的样本迁移到靠近似然函数值较高的区间, 由此产生的状态分布集更加逼近后验分布^[10]。在不确定噪声条件下建议分布能够更接近系统的真实分布, 明显地改善了滤波器的性能。下面给出的是 Unscented 变换粒子滤波算法步骤。

1) 初始化: $k=0$, 从先验分布中产生样本 $\{x_0^i, i=0, 1, 2, \dots, N_s\}$ 。

$$\bar{x}_0^i = E(x_0^i), P_0^i = E[(x_0^i - \bar{x}_0^i)(x_0^i - \bar{x}_0^i)^T], \bar{x}_0^{ia} = E(x_0^{ia}) = [\bar{x}_0^i \ 0 \ 0]$$

$$P_0^{ia} = E[(x_0^{ia} - \bar{x}_0^{ia})(x_0^{ia} - \bar{x}_0^{ia})^T] = \begin{bmatrix} P_0^i & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix}$$

2) $k=1, 2, \dots$, 选取粒子:

$$x_{k-1}^{ia} = [x_{k-1}^{ia} \ \bar{x}_{k-1}^{ia} + \sqrt{(n_a + \lambda) P_{k-1}^{ia}} \ \bar{x}_{k-1}^{ia} - \sqrt{(n_a + \lambda) P_{k-1}^{ia}}]$$

其中: $n_a = n_x + n_w + n_v$, 且 $x_{k-1}^{ia} = [x_{k-1}^{ix}, x_{k-1}^{iw}, x_{k-1}^{iv}]$, 即 x_{k-1}^{ia} 为扩

展后的状态向量。

时间更新:

$$x_{klk-1}^{ix} = f(x_{k-1}^{ix}, u_{k-1}, x_{k-1}^{iw})$$

$$\bar{x}_{klk-1}^i = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(m)} x_{j,klk-1}^{ix}$$

$$P_{klk-1}^i = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [x_{j,klk-1}^{ix} - \bar{x}_{klk-1}^i] [x_{j,klk-1}^{ix} - \bar{x}_{klk-1}^i]^T$$

$$z_{klk-1}^i = h(x_{klk-1}^{ix}, x_{klk-1}^{iv})$$

$$\bar{z}_{klk-1}^i = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(m)} z_{j,klk-1}^i$$

其中 \bar{x}_{klk-1}^i 为所有粒子样本的一步预测权值总和。

3) 测量更新:

$$P_{z_{klk-1} z_{klk-1}} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [\bar{z}_{j,klk-1}^i - \bar{z}_{klk-1}^i] [\bar{z}_{j,klk-1}^i - \bar{z}_{klk-1}^i]^T$$

$$P_{x_{klk-1} z_{klk-1}} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [x_{j,klk-1}^{ix} - \bar{x}_{klk-1}^i] [\bar{z}_{j,klk-1}^i - \bar{z}_{klk-1}^i]^T$$

$$K_k = P_{x_{klk-1} z_{klk-1}} P_{z_{klk-1} z_{klk-1}}^{-1}$$

$$\bar{x}_k^i = \bar{x}_{klk-1}^i + K_k (z_k - \bar{z}_{klk-1}^i)$$

$$\hat{P}_k^i = P_{klk-1}^i + K_k P_{z_{klk-1} z_{klk-1}}^{-1} K_k^T$$

Unscented 变换是一种递归的最小均方差误差估计, 利用了最新的观测信息, 比 EKF 能获得更高精度的均值和方差, 使采样粒子的分布能够更符合系统状态的实际分布, 大幅度地还原了真实状态, 提高了粒子滤波精度。

1.3 遗传算法改进重采样

重采样技术简单来说是为了抑制退化问题, 对样本进行重新采样, 大量地繁殖出高权值的相同粒子, 抛弃了权值低的粒子^[11]。很多学者在此基础上提出了各种各样的改进方法, 其中最基本的是随机重采样, 其利用了分层思想的统计学原理, 如图 1 所示。若所需随机数是 N , 则将区间 $[0, 1]$ 分割成互相独立的 N 个小区间。其中第 j 层为 $[(j-1)/N, j/N]$ 。设 M 是在 $[0, 1]$ 上一个随机变量, 服从均匀分布, 假设随机数 M 落在 j 区间上, 相对应落在响应区间的变量要得到的输出, 如图输出 x^j , 粒子的子代数 n^j 表示随机变量 M 落在 $[0, 1]$ 上的次数。

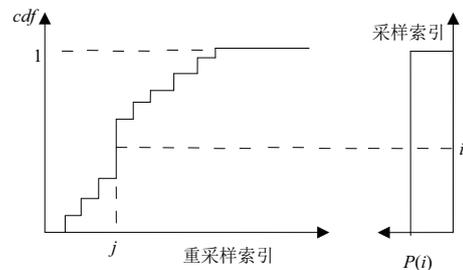


图 1 随机重采样算法诠释

重采样算法的本质: 通过重采样将大权值粒子样本映射在索引号上, 通过索引号传值, 在重复的过程中, 大权值的粒子索引号被复制, 小权值的粒子索引号丢失。通过算法不断地迭代, 重复地复制大权值粒子而抛弃小权值粒子, 粒子的多样性严重枯竭, 如果在严重的情况下将只会

出现几个粒子。如表 1 所示,假定用随机数产生 10 个 [0, 10] 之间的整数 {2, 8, 2, 7, 3, 5, 5, 1, 4, 6}, 经过随机重采样迭代 3 次的结果为 8, 7, 5, 可想而知最终迭代结果只会出现数字 7。

表 1 重采样 3 次的结果

索引	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
原值	2	8	2	7	3	5	5	1	4	6
D1	2	8	8	7	7	3	5	5	5	5
D2	8	8	7	7	7	3	5	5	5	5
D3	8	8	7	7	7	7	7	5	5	5

标准的遗传算法一般具有 3 种基本形式:选择、交叉和变异操作,主要目的就是模拟生物自然进化整个群体,属于一种搜索算法。其中最基本选择方法是适应值比例选择法,先计算适应度,在被选集中每个个体具有一个选择概率,其取决于群体个体的适应度及其分布,其最基本实现形式就是轮赌盘。顾名思义,选择概率是在选择过程中被选中的概率大小,适应度大的个体,占总体比例大,被选中的概率就大,相反被选中的概率就小,选择算法体现了重采样的优胜劣汰的思想。随机轮赌盘选择法:

- 1) 计算适应度的累计值 $\text{sum}(\text{fitness}) = \sum \text{fitness}$;
- 2) 在 0 和 sum 之间依照要求选取一个随机数 R;
- 3) 按照顺序将每个个体的适应度进行累加,当累加总和超过随机数 R 时停止选择操作,并选择最后一个加进来的适应度所对应的个体。

经过研究发现,遗传算法的选择操作跟随机重采样技术的原理一样,都是复制适应值大的个体。UGPF 算法将粒子权值作为遗传算法个体的适应度值。先根据适应度对粒子进行选择操作,相当于随机重采样,此时适应度高的粒子就会被大概率地被保留,然后根据交叉概率对粒子进行交叉操作,而小权值粒子依概率进行变异操作,解决退化问题,提升滤波精度。算法流程如图 2 所示。

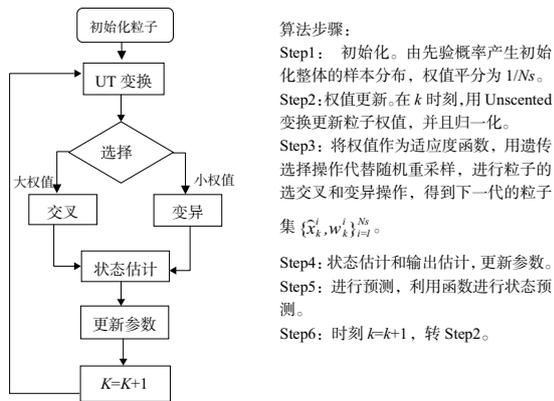


图 2 算法流程图

算子公式如下:

交叉算子:

$$\begin{cases} \text{newpf}(i) = p_c \times \text{newpf}(i) + (1-p_c) \times \text{newpf}(i+1); \\ \text{newpf}(i+1) = p_c \times \text{newpf}(i+1) + (1-p_c) \times \text{newpf}(i); \end{cases}$$

变异算子: $\text{newpf}(i) = \text{newpf}(i) + p_m$

式中: p_c 为交叉概率; p_m 为变异概率; $\text{newpf}(i)$ 为粒子序号。

2 故障诊断

2.1 仿真设计 (非平稳经济学估计问题)

选取单变量非静态增长模型 (UNG), 仿真对象的过程模型和量测模型如下:

$$\begin{cases} x_k = 0.5x_{k-1} + 25 \frac{x_{k-1}}{1+x_{k-1}^2} + 8\cos(1.2(t-1)) + u_{k-1} \\ y_k = \frac{1}{20}x_{k-1}^2 + v_k \end{cases} \quad (6)$$

式中: x_k 为 k 时刻系统的状态值; y_k 为系统的观测值; u_{k-1} 和 v_k 为零均值高斯噪声。

该系统的特点为双峰波形, 强非线性可以很好地反映滤波精度。为验证改进的 UGPF 算法可行性和有效性, 采用均方根误差公式 RMSE 反应粒子滤波的估计值与真实状态的误差:

$$\text{RMSE} = \left[\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2 \right]^{1/2} \quad (7)$$

其中: t 为系统时刻; x_t 为 t 时刻真实的状态值; \hat{x}_t 为 t 时刻算法状态估计值; T 为整体仿真时间。

仿真中的参数: $R = 1e-5$, $T = 100$, $P_c = 0.3$, 结果如表 2 所示。

表 2 滤波性能比较

算法	噪声	粒子数	RMSE	运行时间
PF	$Q = 10$	100	2.67	0.053
GPF	$Q = 10$	100	2.25	0.116
PF	$Q = 10$	200	2.18	0.165
GPF	$Q = 10$	200	1.98	0.343
PF	$Q = 20$	500	4.35	0.323
GPF	$Q = 20$	500	2.79	0.452

均方根误差公式 RMSE 反映着滤波精度, 由表可知在噪声比较小的条件下, 滤波精度偏高; 环境噪声增大时, 标准的粒子滤波的滤波精度已经下降了很多, 而 GPF 的变化幅度比较小; 因运算量增大, 改进算法运行时间偏大, 实行性降低了。

从表 2 可以明显看出, 在相同的条件下, 改进的 UGPF 比标准粒子误差小多, 有些 PF 估计值明显偏离真实值, 有效地提高滤波精度。当粒子数增加的同时运行时间变长, 滤波性能提升, UGPF 更有效地抑制粒子的退化问题。不过相比标准粒子滤波算法估计时间变长, 实时性变差了些, UGPF 能更加精确地反映出真实粒子的状态, 改进的 UGPF 性能明显好于标准的粒子滤波。

2.2 似然函数法

根据系统建立粒子滤波模型, 通过滤波估计值与量测值获得残差, 再取似然函数对数和, 与设定的阈值对比进

行诊断分析。图 3 是诊断示意图。

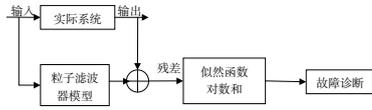


图 3 故障诊断示意图

似然函数值评价法是常用的一种粒子滤波故障诊断方法^[4]。在正常状态下,变量对应的 $p(y_k^* | x_k)$ 就比较大;当出现故障时则相反, $p(y_k^* | x_k)$ 比较小。通常是计算出每个时刻各个粒子的似然函数值,然后求得均值 $L_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(y_k^* | x_k^i)$,通过用最近 M 时刻 L_k 的对数和 $S_k = \sum_{j=k-M+1}^k [-\ln(L_j)]$ 与设定的阈值 ε 作比较,判断系统是否运行在正常状态下,如果超出阈值则判断发生故障。

$$p(y_k = y_k^* | x_k) = p(h(x_k) + v_k = y_k^* | x_k) = p(v_k = y_k^* - h(x_k) | x_k) = p(v_k = y_k^* - h(x_k)) \quad (8)$$

当 v_k 零均值高斯分布时:

$$P(y_k | x_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}[\det(V_k)]} \exp\left\{-\frac{1}{2}(r_k^i)^T V_k^{-1} r_k^i\right\} \quad (9)$$

其中: $r_k^i = y_k^* - y_k^i$, r_k^i 粒子观测值与估计值的误差; V_k 是观测噪声方差。

2.3 CSTR 故障诊断仿真

连续槽式搅拌反应器 CSTR 在工业中广泛应用,A 在反应釜发生化学反应,放热生成 B,C 为冷却剂。CSTR 的机理方程如图 4 所示。

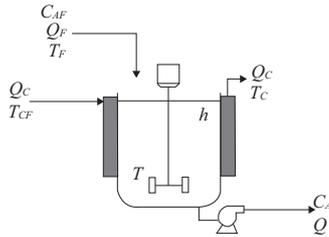


图 4 CSTR 结构图

$$\frac{dC_A}{dt} = -k_0 e^{-E/RT} C_A + \frac{Q_F C_{AF} - Q_F C_A}{Ah} \quad (10)$$

$$\frac{dT}{dt} = \frac{k_0 e^{-E/RT} C_A (-\Delta H)}{\rho C_p} + \frac{Q_F T_F - Q_F T}{Ah} + \frac{UA_C (T_C - T)}{\rho C_p Ah} \quad (11)$$

$$\frac{dT_C}{dt} = \frac{Q_C (T_{CF} - T_C)}{V_c} + \frac{UA_C (T_C - T)}{\rho_c C_{pc} V_c} \quad (12)$$

$$\frac{dh}{dt} = \frac{Q_F - Q}{A} \quad (13)$$

式中: C_A 是 A 的浓度, $C_A = 0.037 \text{ mol/L}$; C_{AF} 是进料的浓度, $C_{AF} = 1.0 \text{ mol/L}$; T 是反应器内温度, $T = 402.35 \text{ K}$; T_F 是进料的温度, $T_F = 320 \text{ K}$; T_C 是冷却剂出口温度, $T_C = 345.44 \text{ K}$; T_{CF} 是冷却剂入口温度, $T_{CF} = 300 \text{ K}$; Q 是出料流量, $Q = 100 \text{ L/min}$; Q_F 是进料流量, $Q_F = 100 \text{ L/min}$; Q_C 是冷却剂流量, $Q_C = 15 \text{ L/min}$; h 是反应釜液面的高度, $h = 0.6 \text{ m}$; E 是活化能, $E/R = 8750 \text{ K}$; k_0 是指前常数, $k_0 = 7.2 \times$

10^{10} min^{-1} ; ρC_p 表示反应器中流体的热容量和密度, $\rho C_p = 239 \text{ J/(L} \cdot \text{K)}$; $\rho_c C_{pc}$ 表示冷却剂的热容量和密度, $\rho_c C_{pc} = 4175 \text{ J/(L} \cdot \text{K)}$; ΔH 表示反应的焓, $\Delta H = -5 \times 10^4 \text{ J/mol}$; UA_C 是物料 A 的比热容, $UA_C = 5 \times 10^4 \text{ J/(min} \cdot \text{K)}$; V_c 是冷却剂的体积, $V_c = 10 \text{ L}$ 。

故障模式类型如表 3 所示,CSTR 故障检测如图 5 所示。

表 3 故障模式类型

故障模型	描述	参数
M0	T 的设定值阶跃	+3 K
M1	T 的测量值阶跃	+4 K
M2	3 Qf 阶跃	+10 L/min

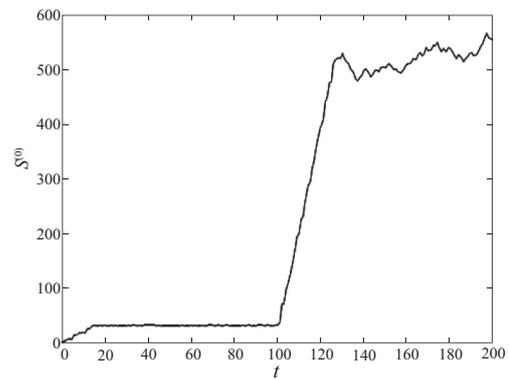


图 5 CSTR 故障检测

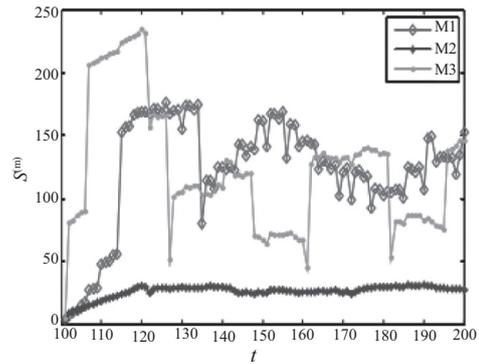


图 6 故障诊断隔离

通过仿真 S_k 验算,系统正常工作时, $p(y_k^* | x_k)$ 一般比较大, S_k 比较大, L_k 偏小。随着仿真时间的进行,当系统状态突变发生故障时,似然函数值逐渐地变大而 S_k 相对较小,由图 6 可知,曲线 M1、M3 的 S_k 偏大而 M2 的偏小,即故障 M2 的似然对数和 S_k 最小,因此得出结论故障 M2 发生。

3 结语

非线性系统的故障诊断在工业生产通信等领域中发挥着很大的作用,本文在基于解析模型的粒子滤波算法的基础上作了改进,主要是抑制退化。一是通过 unscented

变换取代先验概率产生重要性函数,利用当前的状态观测信息,使多数粒子向高似然区域运动,更能反映真实分布;二是通过遗传算法选择代替重采样技术,而后进行大权值粒子交叉、小权值粒子变异来丰富粒子的多样性,改进粒子滤波的退化问题。提高滤波精度的同时运行时间也变长,降低了实时性,有一定的缺陷,最后通过似然函数评价,在连续搅拌反应 CSTR 中能够快速地检测到故障的发生。

参考文献:

- [1] 王法胜,鲁明羽. 粒子滤波算法[J]. 计算机学报,2014,27(8):1679-1694.
- [2] Gordon N J, salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear non-Gaussian Bayesian State estimation[J]. IEEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 1993, 140(2): 107-113.
- [3] 刘志仓,张玲霞. 非线性系统故障诊断的粒子滤波方法[J]. 电子学报,2015,43(3):615-619.
- [4] 蒋栋年,李炜. 基于自适应阈值的粒子滤波非线性系统故障诊断[J]. 北京航空航天大学学报,2016,42(10):2099-2106.

- [5] 王进花,曹洁. 强噪声环境下自适应 CRPF 故障诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报,2018(5):32-39.
- [6] Jie CAO, Mingming WU, Jinhua Wang. Novel particle filter algorithm based on invasive weed optimization [J]. Journal of Information and Computational Science, 2015, 12(12): 25-27.
- [7] 曹洁,吴明明. 基于高斯 UT 变换 H_{∞} 滤波的改进 PF 算法[C]. 青岛:中国第七届信息融合大会,2015.
- [8] 骆荣剑. 一种改进的自适应重采样粒子滤波算法[J]. 光电工程,2014,41(4):36-40.
- [9] 吴昊. 保持粒子多样性的非退化粒子滤波方法研究[J]. 电子学报,2016,44(7):1735-1741.
- [10] Wan L, Yang Y, Li Y M. Actuator fault diagnosis of automatic under water vehicle using Gaussian particle filter[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2013, 47(7): 1072-1076.
- [11] 杨宁. 基于遗传算法的改进粒子滤波算法[J]. 上海交通大学学报,2011,45(10):527-530.

收稿日期:2018-03-19

(上接第 152 页)

2.3 算法适用

控制算法主要是依托 DJI 的开发平台实现的,在实验过程中将无人机的飞行速度限制在 2 m/s,可以保证无人机在飞行定位过程中有很高的精度。在无人机降落过程中,飞行过高或者过低都可能导致标识信息的不完整从而影响位姿的解算。通过复合的二维码标识组合可以有效地解决这个尺度问题。但是当无人机的速度限制放开、无人机飞行速度过高的时候,无人机的控制系统就很难自己调控将无人机拉回计算的目标位置,导致跟踪过程中位置跟踪不连续,影响控制效果。

3 结语

本文提出了一种视觉辅助系统的无人机对地面移动目标的跟踪降落方法,利用 ArUco 标识解算提供地面移动机器人的运动姿态,结合粒子滤波算法估计无人机运动姿态,从而解决了无人机跟踪降落问题,在跟踪过程中具有稳定地跟踪效果,实时性强,也能很好地保证无人机在自主降落过程中的精度,满足了无人机自主跟踪和降落的实时性要求,算法稳定。

参考文献:

- [1] 吴显亮,石宗英,钟宜生. 无人机视觉导航研究综述[J]. 系统仿真学报,2010,22(1):62-65.
- [2] Hutchinson S, Hager G, Corke P. A Tutorial on Visual Servo Control[C]// IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996:651-670.

- [3] Stockman G, Shapiro L G. Computer Vision[M]// Computer vision, Prentice Hall, 2001.
- [4] 王振,王化明. 基于单目视觉的障碍物定位和测量[J]. 机械制造与自动化,2015,44(1):198-201.
- [5] Araar O, Aouf N, Vitanov I. Vision based autonomous landing of multicopter UAV on moving platform[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2017, 85(2): 369-384.
- [6] Garrido-Jurado S, Muñoz-Salinas R, Madrid-Cuevas F J, et al. Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion [J]. Pattern Recognition, 2014, 47(6): 2280-2292.
- [7] 黄楠楠,刘贵喜,张音哲,等. 无人机视觉导航算法[J]. 红外与激光工程,2016,45(7):269-277.
- [8] Tsai A C, Gibbens P W, Stone R H. Terminal Phase Vision-Based Target Recognition and 3D Pose Estimation for a Tail-Sitter, Vertical Takeoff and Landing Unmanned Air Vehicle[C]// Pacific Rim Conference on Advances in Image and Video Technology, Springer-Verlag, 2006:672-681.
- [9] Serra P, Cunha R, Hamel T, et al. Landing of a Quadrotor on a Moving Target Using Dynamic Image-Based Visual Servo Control [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 99:1-12.
- [10] 张丹,段锦,顾玲嘉,等. 基于图像的模拟相机标定方法的研究[J]. 红外与激光工程,2007,36(S1):561-565.
- [11] 牛海涛,赵勋杰. 采用棋盘格模板的摄像机标定新方法[J]. 红外与激光工程,2011,40(1):133-137.
- [12] Zhang Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. Tpami, 2000, 22(11):1330-1334.

收稿日期:2018-03-26