

Research of Aero-Engine Performance Monitor Based on Quantum Particle Swarm and Support Vector Machine

Yan Wang¹, Wei Zhang¹, Yunxi Li¹, Tao Sun², Dong Li³

¹Aviation Military Representative Office of Navy in Shenyang, Shenyang Liaoning

²Naval Aviation Academy, Yantai Shandong

³The Unit 91899 of Army, Huludao Liaoning

Email: happyli.dong@163.com

Received: Oct. 5th, 2018; accepted: Oct. 16th, 2018; published: Oct. 23rd, 2018

Abstract

The best aero-engine performance monitor model was established by quantum particle swarm algorithm optimizing key parameters (kernel function parameter σ , insensitive loss coefficient ε , punishment coefficient C) of Support Vector Machine. Thrust and outlet exhaust gas temperature were used as key monitor parameter, and synthetic monitor index was established using Principle Component Analysis on the basis of them. The most concerned parameter was used to model input based on analysis of model sensitivity. The example indicates that established model can monitor engine performance, which provided engine maintenance.

Keywords

Quantum Particle Swarm Algorithm, Support Vector Machine, Principle Component Analysis, Model Sensitivity Analysis, Performance Monitor

基于量子粒子群和支持向量机的航空发动机性能监控研究

王岩¹, 张伟¹, 李云溪¹, 孙涛², 李冬³

¹海军驻沈阳地区航空军事代表室, 辽宁 沈阳

²海军航空大学, 山东 烟台

³91899部队, 辽宁 葫芦岛

Email: happyli.dong@163.com

摘要

以量子粒子群算法优化支持向量机中的关键参数(核函数参数 σ 、不敏感损失系数 ε 、惩罚系数 C)，建立最佳的航空发动机性能监控模型。推力和尾喷口排气温度作为发动机重点监控参数，以两者为基础利用主成分分析的方法建立发动机监控性能综合指标。基于发动机性能模型参数敏感性分析，得到与发动机性能最为密切的参数，作为监控模型输入。通过实例验证，本文建立模型能够很好的监控发动机性能变化，为发动机维修提供参考。

关键词

量子粒子群算法，支持向量机，主成分分析，模型敏感性分析，性能监控

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

航空发动机性能监控一直是业界研究的重点。由于以前设计的发动机，监控参数数量有限，能够提供发动机使用性能的信息不多。随着现代航空发动机上安装的传感器数量及种类的增多，获取到的参数及有用信息增多。过去以各个参数基准阈值的监控方法比较简单，没有揭示变量的深层次信息，并且多参数监控，容易造成显示不直观，多参数监控容易造成意义相悖的情形。文献[1]利用卡尔曼滤波和主元分析相结合的方法监控发动机的性能变化，准确得出发动机性能在某一时间段超出阈值，为及时采取维护措施提供参考。文献[2]针对测量参数存在的非线性、参数间的耦合及噪声干扰，将量子粒子群算法引入到流形学习的参数选择中，结合径向基神经网络，提出了一种故障诊断方法。将所用方法应用于航空发动机的故障诊断中，结果表明：本文方法能够有效的对发动机各种复合故障进行分类，精度达到97.33%。常用的监控模型建立方法有神经网络、支持向量机、模糊数学和自适应模拟等[3]。

本文在此基础上设计一种监控模型[4] [5]，利用获取的传感器参数为基础，以推力和排气温度直观量为期望输出，便于监控发动机的性能状态。以支持向量机为发动机监控模型，利用量子粒子群算法优化模型中的相关参数，以期建立最佳的监控模型。由于传感器得到的测量参数相对较多，利用发动机模型参数敏感性分析，确定最佳的监控模型输入，选取推力和尾喷口排气温度作为模型输出，简化模型计算量。最后利用主成分分析的方法，将推力和尾喷口排气温度转化成更为直观的观测量，便于监控发动机的性能状态，为发动机维护提供参考依据。

2. 支持向量机基础理论

根据统计学习理论，利用支持向量机实现回归的基本思想是通过一个非线性映射 φ 将样本数据集 (x_i, y_i) ($i=1, 2, \dots, n$) 映射到高维特征空间，并在此空间构造线性回归函数：

$$y = w \cdot \varphi(x) + b \quad (1)$$

而 w 和 b 的求解可归结为下列凸二次规划(QP)问题：

$$\begin{aligned}
& \min_{w,b,\zeta} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\zeta_i + \zeta_i^2) \\
& \text{s.t.} \quad y_i - w\phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \zeta_i \\
& \quad \quad w \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \zeta_i^* \\
& \quad \quad \zeta_i, \zeta_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, n
\end{aligned} \tag{2}$$

其中, 目标函数体现了回归的思想, 它的第一项使回归函数最为平坦, 从而提高泛化能力, 常数 $C > 0$ 为惩罚系数, 控制对超出“管道” ε 样本的惩罚程度, ζ_i, ζ_i^* 为松弛变量。由式(1)、(2)可以看出, C 和 ε 是影响支持向量机监控性能的关键参数。

利用 Lagrange 方法优化, 可以把上述优化问题转化为其对偶形式[6]:

$$\begin{aligned}
& \max \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*) \times K(x_i, x_j) - \varepsilon \sum_{j=1}^n (a_j + a_j^*) + \sum_{i=1}^n y_i (a_i - a_i^*) \right\} \\
& \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) = 0 \\
& \quad \quad 0 \leq a_i, a_i^* \leq C
\end{aligned} \tag{3}$$

其中, $K(x_i, x_j)$ 为满足 Mercer 条件的核函数。根据经验[7], 核函数选择高斯核函数。

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{(x_i - x_j)^2}{\sigma^2}\right) \tag{4}$$

其中, σ 为高斯核函数参数。

解上述优化问题, 就可以得到 w, b , 则其回归函数的形式为:

$$y = w \cdot \phi(x) + b = \sum_{x_i \in SV} (a_i - a_i^*) K(x_i, X) + b \tag{5}$$

其中, SV 为支持向量集。由上述分析, 影响支持向量机性能的主要参数是惩罚系数 C 、不敏感损失系数 ε 和核函数参数 σ 。

3. 量子粒子群算法

量子粒子群(QPSO)算法是一种性能优异的参数寻优算法, 因此本文利用量子离子群算法对支持向量机中的惩罚系数 C 、不敏感损失系数 ε 和核函数参数 σ 进行参数寻优, 建立最佳的支持向量机监控模型。实现步骤如下[8]:

步骤 1: 生成初始粒子群。根据式(6)生成粒子初始种群。

$$P_i = \left[\begin{array}{c} \cos(\theta_{i1}) \mid \cos(\theta_{i2}) \mid \dots \mid \cos(\theta_{ip}) \\ \sin(\theta_{i1}) \mid \sin(\theta_{i2}) \mid \dots \mid \sin(\theta_{ip}) \end{array} \right] \tag{6}$$

其中, $\theta_{ij} = 2\pi \times rnd$; rnd 为 0 和 1 间的随机数; $i=1, 2, \dots, m$, $j=1, 2, \dots, p$, m 是种群规模, p 是粒子的维数。

步骤 2: 依据式(7)和式(8)对解空间进行变换, 计算每个粒子的适应度值。若粒子目前位置优于以前得到的自身最优位置, 则用目前位置替换; 若粒子目前的全局最优位置优于到以前的所有粒子全局最优位置, 则用目前全局最优位置替换。

$$X_{ic}^j = \frac{1}{2} \left[b_i (1 + \alpha_i^j) + a_i (1 - \alpha_i^j) \right] \tag{7}$$

$$X_{is}^j = \frac{1}{2} [b_i (1 + \beta_i^j) + a_i (1 - \beta_i^j)] \tag{8}$$

步骤 3: 依据式(7)和式(8), 实现粒子状态的进一步更新。

$$\Delta\theta_{ij}(t+1) = w\Delta\theta_{ij}(t) + c_1 r_1 (\Delta\theta_i) + c_2 r_2 (\Delta\theta_g) \tag{9}$$

$$\begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\theta_{ij}(t+1)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta_{ij}(t+1)) & -\sin(\Delta\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\Delta\theta_{ij}(t+1)) & \cos(\Delta\theta_{ij}(t+1)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}(t)) \\ \sin(\theta_{ij}(t)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)) \end{bmatrix} \tag{10}$$

步骤 4: 依变异概率, 根据式(11)对每个粒子实现变异操作。

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}) \\ \sin(\theta_{ij}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin(\theta_{ij}) \\ \cos(\theta_{ij}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi}{2} - \theta_{ij}) \\ \sin(\frac{\pi}{2} - \theta_{ij}) \end{bmatrix} \tag{11}$$

步骤 5: 返回步骤 2 计算, 直到满足收敛条件或者达到最大迭代限制数为止。

4. 发动机监控模型建立步骤

本文建立的发动机监控模型如图 1 所示。

利用发动机采集的参数, 分为训练数据和监控数据, 以训练数据建立及优化监控模型, 监控数据用来监控发动机性能变化。基于发动机参数敏感性分析, 以发动机训练数据为基础, 利用发动机性能模型, 将推力和尾喷口排气温度相对标准状态分别下降 1%和上升 1%, 计算对它们影响最大的参数, 取影响最大的前 6 个值作为监控模型的输入; 利用主成分分析的方法, 将推力和尾喷口排气温度转化成单监控量, 作为监控模型的输出(综合性能指标); 设置量子粒子群算法的初始种群, 迭代次数等, 依据量子粒子群算法对支持向量机算法(监控模型)的关键参数(惩罚系数 C 、不敏感损失系数 ϵ 和核函数参数 σ)进行寻优, 得到最佳的模型参数, 从而确定最佳的发动机监控模型; 最后, 利用建立的发动机监控模型, 利用监控数据监控发动机性能变化, 及时发现发动机性能异常。

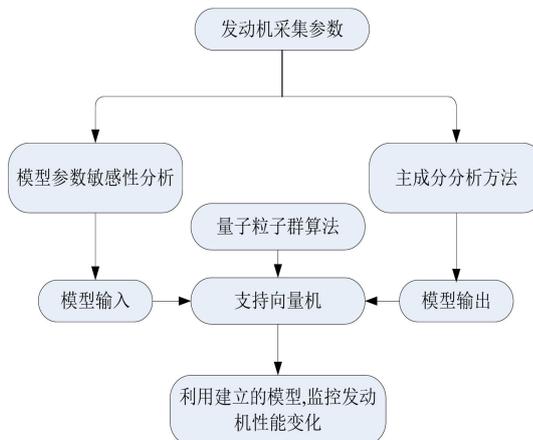


Figure 1. Monitor model of aeroengine

图 1. 发动机监控模型

5. 应用实例

获取某型航空发动机的一段使用数据, 由于安装的传感器数量和种类很多, 采集到的发动机参数很多, 利用发动机模型参数敏感性分析的方法, 得到与发动机性能最为密切的参数, 以此作为监控模型最佳输入。模型参数敏感性分析方法如下: 首先以建立的发动机性能模型[9]为计算基础, 在标准工作状态使推力下降 1%和尾喷口排气温度上升 1%, 观察其他发动机参数的相对变化, 取相对变化绝对量最大的前 6 个参数作为模型输入。计算结果见表 1。

由表 1 的计算结果可知, 在发动机监控模型中, 与输出量(推力和尾喷口排气温度)关系的参数分别为低压转子转速(P_3), 低压压气机出口温度(T_3), 高压转子转速(n_h), 低压转子转速(n_l), 高压涡轮前温度(T_6), 低压涡轮后压力(P_8)。因此确定模型输入参数为 $[P_3, T_3, n_h, n_l, T_6, P_8]$ 。

主元分析(PCA)作为一种在工程领域受欢迎的方法, 在发动机性能监控和故障诊断方面得到的关注却很少[10]。主元分析方法的基本思想是在最大程度保持原始数据信息的基础上, 尽量减少数据的维数, 达到化简的目的。考虑推力和尾喷口排气温度作为输出参数, 利用主成分分析的方法, 将两个输出量转化成单输出量, 便于更为直观的监控发动机性能变化。一般来讲, 相对标准值, 推力越小, 性能损失越大; 尾喷口排气温度越大, 性能损失越大。为了统一发动机性能监控趋势, 采取如下变换。

$$F = \frac{\max(F) - F}{\max(F) - \min(F)}$$

$$T = \frac{T - \min(T)}{\max(T) - \min(T)} \quad (12)$$

通过上述变换, 将两个参数的监控趋势变为一致。利用主成分分析的方法将监控参数变为单变量, 便于更为直观的观测发动机性能综合指标变化。一般来讲, 性能综合指标越大, 性能下降越严重。

利用获取的某型航空发动机监控数据, 取前 300 组数据进行模型训练, 后 100 组数据进行监控, 数据是非等时间间隔数据。进而采用量子粒子群算法对支持向量机中的关键参数进行寻优, 从而确定最佳的发动机监控模型。其中, 初始种群为 20, 迭代次数为 40, 最后得到优化结果惩罚系数 $C = 95.3497$, 不敏感损失系数 $\varepsilon = 0.75909 \times 10^{-4}$, 和核函数参数 $\sigma = 1.9838$ 。利用主成分分析的方法, 计算推力和尾喷口排气温度两个变量的主成分, 第一个主成分比例为 99.44%, 因此以第一个主成分作为发动机监控指标。将实时的监控数据带入到建立好的发动机监控模型中, 得到综合指标变化趋势如图 2(a)所示。为了便于比较, 取影响系数最大的前 4 组数据作为模型输入, 带入到建立好的监控模型中去, 结果如图 2(b)所示。又将神经网络方法作为监控模型中, 取影响系数最大的前 6 个数据作为模型输入, 带入到建立好的模型中, 结果如图 2(c)所示。

Table 1. Variation of other parameters with change 1% of thrust and exhaust gas temperature

表 1. 推力和尾喷口排气温度变化 1%时, 其他参数变化

序号	参数类型	相对变化绝对量(%)
1	低压压气机出口压力(P_3)	3.2
2	低压压气机出口温度(T_3)	3.1
3	高压转子转速(n_h)	2.3
4	低压转子转速(n_l)	2.2
5	高压涡轮前温度(T_6)	2.0
6	低压涡轮后压力(P_8)	1.8

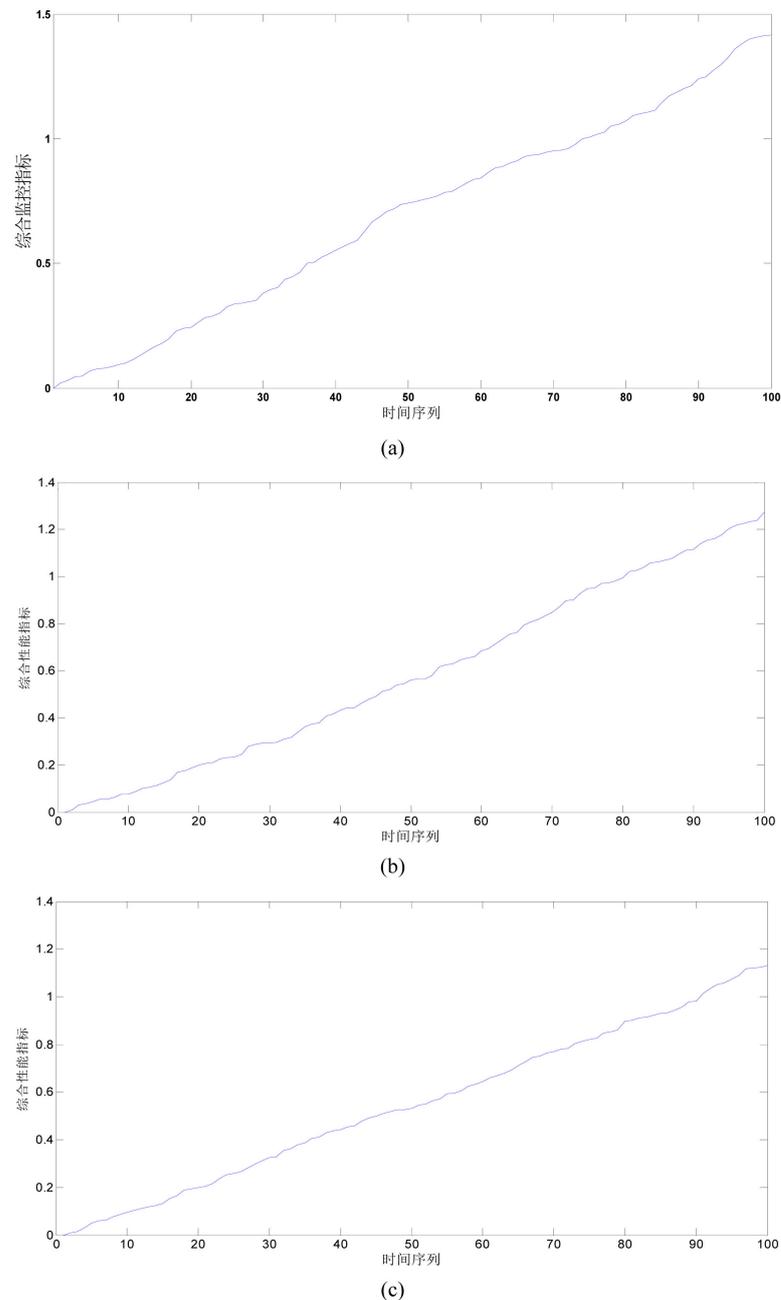


Figure 2. Change of synthetic index
图 2. 发动机监控综合指标变化

由图 2(a)~(c)可知, 此台发动机使用一段时间, 使用期间未进行任何维修操作, 因此性能在逐渐退化中, 退化比较严重。图中的发动机监控综合指标正逐渐上升, 也说明了这一点, 与实际情况相符。因此本文建立的监控指标与模型是有效的。但影响系数前 4 个数据(图 2(b))作为模型输入, 综合性能指标变化范围变小, 主要是模型输入和模型输出的映射关系并没有建立完善, 缺少部分的输入; 神经网络作为监控模型(图 2(c)), 影响系数前 6 个数据作为模型输入, 综合性能指标变化范围最小, 主要是神经网络模型没有优化相关关键参数, 输入和输出的映射关系并不处在最佳。相比之下, 本文建立的监控模型是最有效的, 能够最佳的反映发动机性能变化过程。图 3 和图 4 是发动机推力和耗油率的变化曲线。

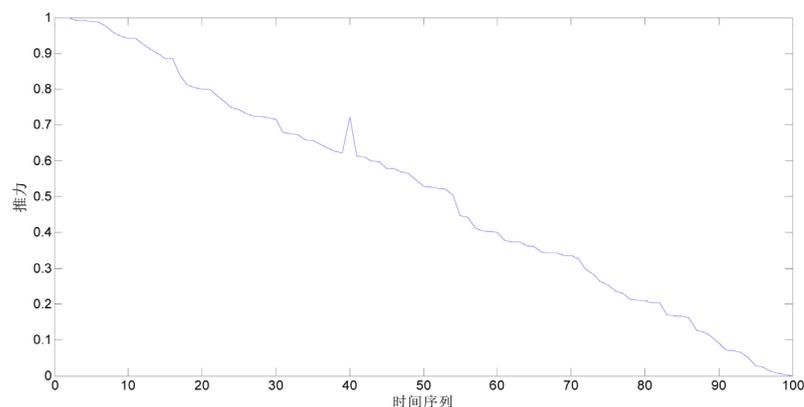


Figure 3. Change of thrust

图 3. 推力变化

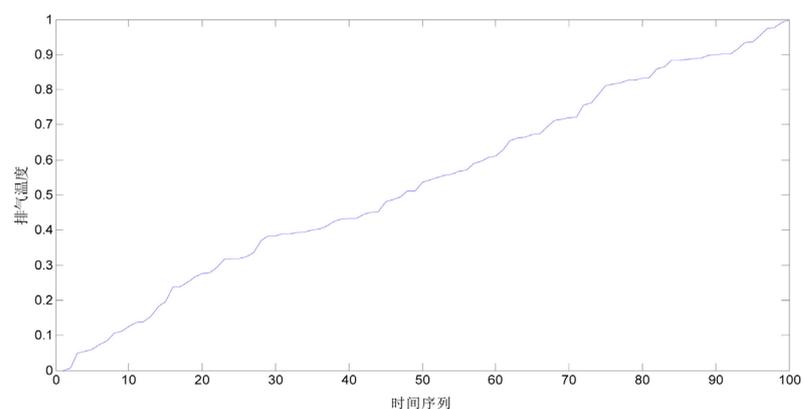


Figure 4. Change of exhaust gas temperature

图 4. 尾喷口排气温度变化

注意到图 3 的推力在 40 个时间点出现突变，而作为另一个反映性能的指标——尾喷口排气温度并没有出现变化，这样两个指标出现了矛盾。观察图 2(a)的综合性能指标并没有出现变化，是正常的衰退过程。最终发现是推力采集值在 40 点出现异常，没有准确记录。因此综合性能指数能更好的监控发动机性能变化。

6. 总结

本文建立的发动机监控模型能够很好的监控发动机性能状况，为发动机维修提供参考依据。得到的主要结论如下：

- 1) 以支持向量机算法作为发动机监控模型，利用量子粒子群算法确定最佳的模型参数，能够得到最佳的监控模型；
- 2) 利用模型参数敏感性分析，确定最佳的监控模型输出，减少了模型输入量，提高了监控效率；
- 3) 以主成分分析的方法，将推力和尾喷口排气温度两个变量转化为单个监控量，第一主成分占到 99.44%，以第一主成分作为监控指标，并能够多指标意义相悖的情况，便于更为直观地了解发动机性能状况。并且，监控指标越大，性能下降越严重，与实际分析相符；
- 4) 本文建立的监控方法，相比少输入参数情况和神经网络监控模型，具有一定的优势，能够真实反映发动机性能变化，反映在曲线上，综合性能指标变化较大。

致 谢

感谢孙涛和李冬博士在论文撰写中所给予的技术和数据帮助支持。

参考文献

- [1] 李冬, 李本威, 赵鹏飞, 等. 基于卡尔曼滤波和主元分析的发动机性能衰退研究[J]. 海军航空工程学院学报, 2016, 28(2): 127-132.
- [2] 马力, 李冬, 薛庆增, 等. 基于量子粒子群和流形学习的分类方法及其在发动机故障诊断中的应用[J]. 推进技术, 2016, 35(10): 1412-1418.
- [3] 段中兴, 嵇启春. 催化剂粉尘浓度软测量建模研究与应用[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(14): 3899-3902, 3906.
- [4] 张一凡, 付忠广. 基于 BP 神经网络和 SVM 的电厂粉尘浓度在线监测[J]. 电力与能源进展, 2016, 4(4): 95-102.
- [5] 靳涛. 火电机组反向建模方法研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 华北电力大学(北京), 2011: 20-27.
- [6] 姜艳梅, 卜庆凯. 基于数据挖掘的超市商品销售预测[J]. 数据挖掘, 2018, 8(2): 74-78.
- [7] 李景南, 任开春, 余佳玲, 等. 基于活跃目标点粒子群算法的 SVM 参数选择[J]. 人工智能与机器人研究, 2014(3): 19-24.
- [8] 王星博. 主燃油控制系统部件参数对某型发动机气路性能研究[D]: [博士学位论文] 烟台: 海军航空工程学院, 2012.
- [9] 李冬, 李本威, 杨欣毅, 朱飞翔. 自适应核模式分析方法及其在航空发动机部件性能衰退识别中的应用[J]. 推进技术, 2013, 34(9): 1272-1278.
- [10] Gomez, G. and Lendasse, A. (2000) Statistical Fault Isolation with Principal Component Analysis. IFAC Safe Process.

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2161-8801, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: csa@hanspub.org