

CHMM在发射机状态监测与健康评估中的应用研究

许丽佳¹, 王厚军², 黄建国²

(1. 四川农业大学信息与工程技术学院 四川 雅安 625014; 2. 电子科技大学自动化工程学院 成都 611731)

【摘要】根据电子系统视情维修的需要, 提出一种针对发射机的状态监测与健康评估新方法。通过分析发射机的测试信号特点, 对测试脉冲电流提取其小波特征, 并利用连续隐马尔科夫模型作状态监测器, 计算发射机未知状态下的KL距离, 从而将发射机变化不明显的初期故障过程转变为变化明显的KL距离, 并用其估计发射机的健康状况, 以此决定维修与否。实验验证了该方法的有效性, 为视情维修提供了依据。

关键词 故障检测; 健康评估; 隐马尔科夫模型; 小波特征

中图分类号 TP277

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2010.06.015

State Monitoring and Health Evaluation for Transmitter Using CHMM

XU Li-jia¹, WANG Hou-jun², and HUANG Jian-guo²

(1. Information & Engineering Technology Institute of Sichuan Agriculture University Yaan Sichuan 625014;

2. School of Automation Engineering, University of Electronic Science of Technology of China Chengdu 611731)

Abstract According to the needs of conditional-based maintenance for electronic system, the paper presents a novel method to monitor transmitter's state and evaluate its health. Through analyzing transmitter's key signal, the corresponding wavelet features can be extracted and are further sent to CHMM used as the state monitor to calculate the Kullback-Leibler (KL) distance of unknown state, and thus, transmitter's incipient fault process can be converted into the obvious change of KL distance successfully. Based on the KL distance, transmitter's health can be correctly evaluated and it becomes easy to decide to repair it or not. Finally the tested performance of the proposed method indicates that the method is effective and provides basis for condition-based maintenance.

Key words fault detection; health evaluation; HMM; wavelet feature

目前很多文献开展对电子系统的故障诊断研究, 但很少涉及电子系统的状态监测与健康评估研究。实际中更需要能对电子系统在线监测, 以便根据其健康状况决定维修与否(即视情维修)^[1-3], 从而避免传统“定时维修”的维修过剩或“事后维修”造成的巨大损失。电子系统出现早期故障时, 由于故障信号的微小变化很难直接检测, 如何把不易检测到的早期故障信号转变为容易观测的信息是本文研究的核心内容。发射机是雷达中的重要组成部件^[4], 其功能是为雷达系统提供满足技术要求的大功率射频脉冲信号, 但其也是雷达故障率最高的组成模块, 因此对其进行状态监测与健康评估是非常必要的。目前国内外对雷达故障诊断的研究有相关报道^[5-7], 但对其进行状态监测与健康评估的研究却很少。由于早期故障信号的微弱性, 仅以一次的观测

信号估计发射机的健康状况是远远不够的, 应当采用多次观测值, 隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM)就非常适合处理连续动态信号。本文通过分析发射机关键的测试信号, 提取其小波特征并应用于状态监测器HMM中, 实时监测发射机的状态并使用KL距离估计发射机的健康状况。

1 发射机的状态特征提取

以某型雷达发射机^[4]为研究对象, 整个发射机由固态功放组合分机、多注速调管放大器、灯丝电源分机、大功率调制器、偏磁电源、高压电源、钛泵电源、水冷系统以及监控系统等构成, 如图1所示。其工作原理如下: 由接收变频器输出的小功率射频信号被固态功率放大器放大后, 经均衡器输出推动末级多注速调管放大器, 后者将其放大到200 kW左

收稿日期: 2009-09-07; 修回日期: 2010-09-02

基金项目: 部级基础预研项目; 四川省教育厅自然科学基金重点项目(08ZA067)

作者简介: 许丽佳(1973-), 女, 博士, 主要从事雷达信息处理、故障预测与诊断方面的研究。

右,再经内、外馈线系统传输给天线发射出去。从图1可知,多注速调管是发射机的核心部件,其性能的好坏直接影响到发射机的工作状态,本文拟对多注速调管在线监测,并以此间接估计发射机的健康状况。

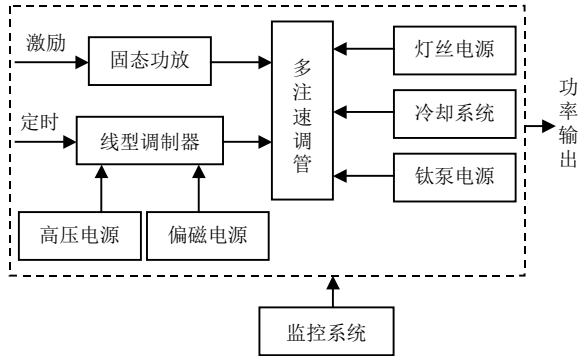


图1 发射机的组成框图

该型发射机的BIT监测系统中设置有多注速调管阴极电流的检测点。经高速采集的实测阴极电流是失真的矩形脉冲信号,本文拟采用小波技术提取该阴极电流的小波能量特征,并用来训练CHMM从而间接实现发射机的状态监测与健康评估。小波技术^[8]是一种窗口大小固定但形状可变,且时间窗与频率窗都可改变的时频局部化分析方法。随着发射机使用时间的增加和电子元器件老化等,多注速调管的阴极电流会逐渐改变,必将造成信号各频带能量所占比重的变化,该变化反映了发射机故障状态的发展趋势和可靠性的变化。小波包分析比小波分析更为精细,可以对基于小波的多分辨率层次划分时没有细分的高频部分作进一步分解,因此本文选择小波包分解。小波能量特征提取步骤如下:

(1) 对多注速调管的阴极电流以一定采样频率进行采集,选取“db1”小波包对其进行3层的正交分解,并分别提取第3层从低频到高频共8个频段的信号特征。

(2) 小波包分解系数的重构。设 X_{3j} 为原始电流信号经小波包分解后的第3层的第 j 个节点的小波包分解系数, S_{3j} 为 X_{3j} 的重构信号($j=0,1,\dots,7$), E_{3j} 为 S_{3j} 对应的能量,则有:

$$E_{3j} = \int |S_{3j}|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2 \quad (1)$$

(3) 构造特征向量并归一化处理。令:

$$E = \left(\sum_{j=0}^7 |E_{3j}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

则归一化的小波能量特征为:

$$T = [E_{30}/E, E_{31}/E, E_{32}/E, E_{33}/E, E_{34}/E, E_{35}/E, E_{36}/E, E_{37}/E] \quad (3)$$

在某雷达检修厂进行实时数据的测试时,利用自行研制的多路信号调理模块CPCI1482和数字采集与存储示波器模块CPCI1451H进行数据采集与显示,采样间隔为0.01 s,分别在某型发射机正常工作态和赋能电流偏低的情况下共采集了1523个点,如图2所示。

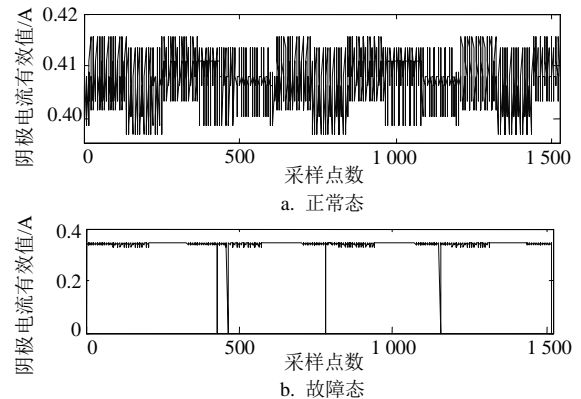


图2 实测的速调管阴极电流

受设备的限制,现场采集的数据是速调管阴极电流的有效值,而实际阴极电流的波形为失真的方波^[4]。从实测数据可以看出,发射机一旦异常,阴极电流就变化显著,波形失真将更厉害。由于阴极电流的有效值容易受外界干扰,故选取阴极电流的波形进行研究更为合适。

在现场采集数据时,考虑到雷达的重要性且成本昂贵等原因,雷达检修厂不允许随意对雷达进行故障设置,尤其是雷达发射机的中间状态(即正常态到完全故障态之间的多个渐变状态)数据在实际中更是难以获得,故实验中所使用的速调管阴极脉冲电流的波形数据是在参考雷达检修厂提供的相关资料基础上,结合文献[4]中提供的电路模型并通过MATLAB软件仿真获取。在仿真过程中,线性调制器的人工线向高变比(设置其变压比为5.5)脉冲变压器输入宽度为2.1 μs 、重复频率为400 Hz的电压脉冲串,该电压脉冲串经脉冲变压器耦合后有一定的失真并加载在速调管的阴极。其中要求脉冲变压器耦合后的脉冲满足脉冲上升时间 $\leq 0.3 \mu\text{s}$,脉冲顶降 $\Delta A/A \leq 1\%$,脉冲过冲 $\theta \leq 25\%$ 。对速调管的阴极电流以10 MHz的采样频率进行采样,采样时间为5 ms。正常状态下的采样信号如图3所示。从该图可知,阴极电流的小波能量主要分布在第一频段,其所占比重在95%以上。

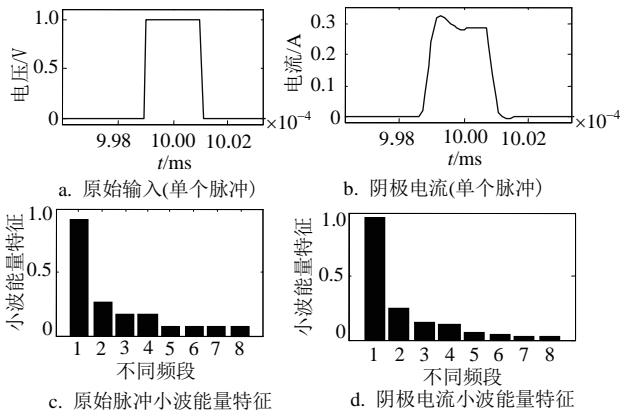


图3 正常态时的输入电压脉冲与速调管阴极电流脉冲

2 状态监测与健康评估系统的设计

HMM是双重马尔可夫随机过程,它包括具有状态转移概率阵的Markov链和输出观测值的随机过程,其状态是不可见的(即隐藏的),只有通过观测序列的随机过程才能感知,其理论基础参阅文献[9]。发射机的健康状况也是一个典型的双重随机过程,其健康的退化过程是不能直接观测的,但可以通过若干观测信号感知,因此本文选择HMM作为状态检测器。

由于从发射机中采集的信号是连续信号,故采用连续隐马尔可夫模型(continuous HMM, CHMM)实现对发射机的状态监测与健康评估,设计思路分为训练和健康评估过程,如图4所示。

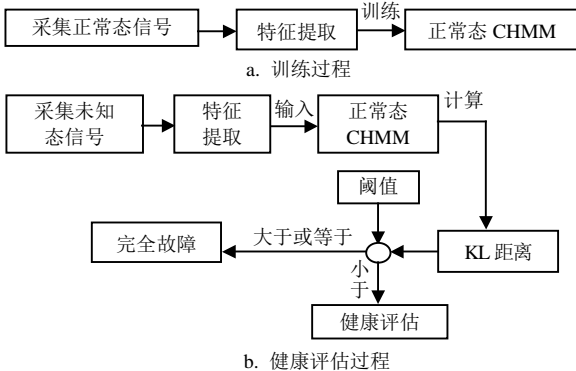


图4 基于CHMM的状态监测与健康评估系统框图

利用CHMM实现发射机的状态监测与健康评估包括3个方面的内容:

(1) 状态特征的提取。如何有效提取发射机的状态特征,是状态监测和健康评估系统的关键。因此应分析测试信号的特点,选择合适的特征提取法是非常重要的。

(2) CHMM的训练。多次采样发射机正常态的测点信号并进行特征提取,选取L次特征构成一组观测序列,就可获得多组观测序列训练CHMM。

(3) 健康评估。状态监测只需训练一个CHMM

代表正常态,用发射机正常态的多组观测序列 $O_{正常}$ 训练CHMM并计算出似然概率值 $P(O_{正常}|\lambda)$ 。将未知状态的观测序列送入 $O_{未知}$ 已训练的CHMM并计算出似然概率值 $P(O_{未知}|\lambda)$ 。

定义KL(Kullback-Leibler)距离:设 p 是问题域 U 上的一个概率密度函数,另一个概率密度函数为 q , q 是 p 的近似,则 q 和 p 之间的距离为:

$$d_{KL}(p||q) = \sum_{x \in U} p(x) \lg \frac{p(x)}{q(x)} \quad (4)$$

KL距离的大小表示 p 和 q 之间的接近程度,KL距离越小,表示 p 越近似于 q ,当且仅当 $p=q$ 时,KL距离为0。由于 p 、 q 本身太小没有实际物理意义,故计算KL距离时常用对数似然值代替。

若将 q 表示发射机正常态特征对应的似然概率值 $P(O_{正常}|\lambda)$,将 p 表示发射机未知态特征对应的似然概率值 $P(O_{未知}|\lambda)$,则 $[P(O_{正常}|\lambda), P(O_{未知}|\lambda)]$ 间的KL值就反映了 $P(O_{未知}|\lambda)$ 接近 $P(O_{正常}|\lambda)$ 的程度。KL越小表示 $P(O_{未知}|\lambda)$ 越接近 $P(O_{正常}|\lambda)$,则发射机越接近正常态;KL的逐渐增大表示 $P(O_{未知}|\lambda)$ 逐渐远离 $P(O_{正常}|\lambda)$,则发射机

的健康状况也逐渐下降。若KL值大于阈值(阈值依实际情况选取,对发射机性能要求越精确则阈值就越小),则认为发射机已出现故障应检修,从而实现发射机的视情维修。当然,该方法主要用于实时监测渐变的早期故障,晚期故障很容易被发现,而突发故障则是无法预料的。

3 状态监测与健康评估实验

采集正常态时速调管的阴极电流1 s,分200帧(每5 ms采集到的点组成1帧),对每帧进行小波能量特征提取,因此获得200个特征向量。每5个特征向量构成一组观测序列,共获得40组观测序列作为训练序列,用于训练CHMM。再用相同的方法获得40组正常态的观测序列作为测试序列。由于小波能量特征的连续性和状态的不可逆,选择无跳跃的左右型CHMM,经验选取隐含状态数为10,速调管初始为正常态,故设置初始概率 $\pi=[1,0,0,\dots,0]$ 。一般认为速调管处于原有状态和转移到下一个状态的概率是相同的,故设置 $A=[0.5,0.5,0,\dots,0; 0,0.5,0.5,0,\dots,0; 0,\dots,0,0,1]$ 。CHMM训练的精度受初始参数影响较大,尤其是观测阵 B 的初始值, B 阵的初始值可由K均值算法迭代多次来获得,状态的观测概率由3个高斯概率密度函数联合决定:

$$b_j(X) = \sum_{k=1}^n c_{jk} N(X, \mu_{jk}, \Sigma_{jk}) \quad (5)$$

式中 $N()$ 为多维高斯概率密度函数; μ_{jk} 为均值矢量; Σ 为方差矩阵; n 为组成 $b_j(X)$ 的混合概率密度函数个数; c_{jk} 为组合系数。由于速调管的本质是非线性电阻, 其值的变化反映了速调管状态, 因此实验中选取该电阻的变化模拟速调管的故障渐进过程, 从而间接实现对发射机的状态监测和健康评估。该电阻的正常容差为其标称值 X_0 的 $\pm 10\%$, 设置阻值分别在标称值的 $[11, 20]\%$ 、 $[21, 30]\%$ 、 $[31, 40]\%$ 、 $[41, 50]\%$ 内均匀增加或减小。对每个参数变化范围均获得200个小波能量特征, 如图5所示。从图可知, 随着参数的增加或减小, 小波能量特征变化非常小, 且8个频段能量变化的方向和灵敏度不一致, 因此很难从小波能量特征的变化检测出发射机的早期故障, 更无法决定其何时应该维修。

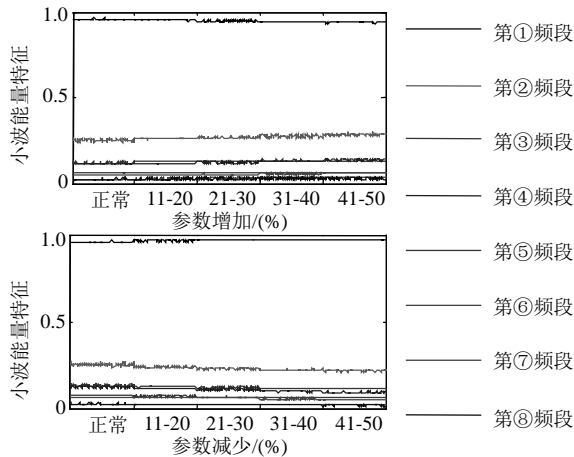


图5 各参数变化范围对应的小波能量特征

将参数各变化范围的200个小波能量特征构成40组观测序列(设置序列长度 $L=5$), 作为测试序列输入已训练的CHMM, 获得对应的KL距离如图6所示。

从图6可知, 随着参数越来越偏离其正常范围(无论是增大或减小), 对应的KL距离逐渐增加, 与图5原始小波能量特征的变化相比要明显得多, 使早期故障的检测变得容易实现, 发射机的健康状况也能在线评估。由此可知, 参数偏离正常态越小, KL距离就越小, 检测的难度就越大, 这也是早期故障很难被检测出的原因。随着故障的渐进过程, 故障征兆就越明显, 估计发射机的健康状况就越容易。因此KL距离能成功检测出发射机的早期故障并决定对其维修与否。

用广泛应用的线性判别分析法(linear discriminate analysis, LDA)^[10]对上述的8维小波能量特征进行去

冗余的降维提取, 设置降维后的特征维数为5, 利用降维后的特征向量构造观测序列。选取正常态下的20组观测序列作为训练序列, 另选正常态下的20组观测序列作测试序列, 对每个参数变化范围各用20组观测序列作测试序列, CHMM的监测结果如图7所示。

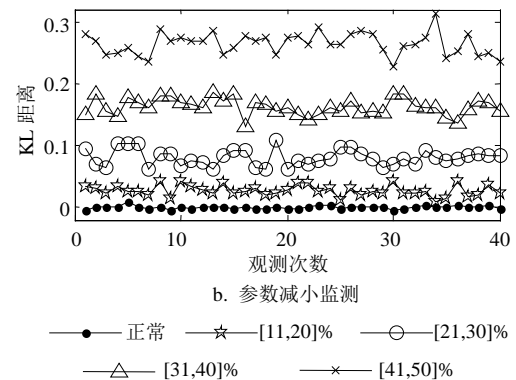
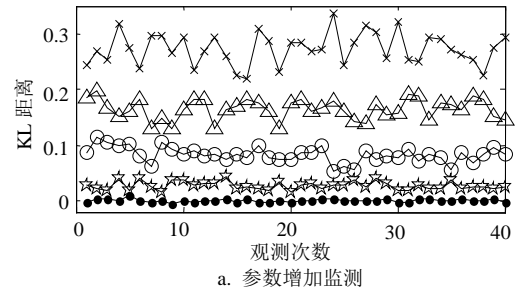


图6 CHMM的状态监测效果

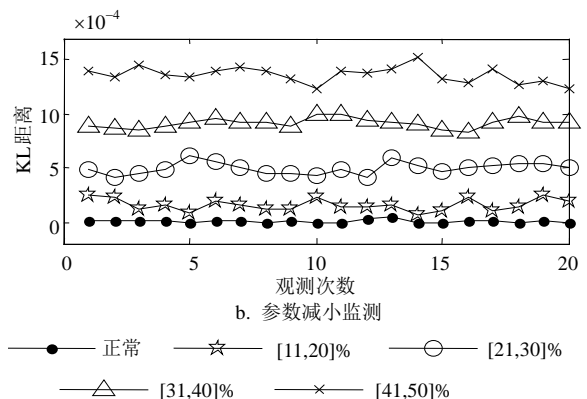
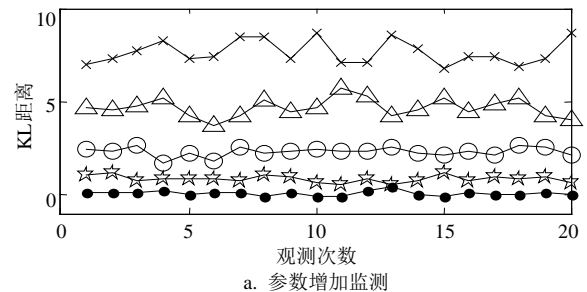


图7 CHMM的状态监测效果

从图7可知, 经LDA提取后的特征与CHMM结合, 获得的状态监测效果却变得很差, 说明原始的8维小波能量特征不包含冗余信息, 因此将该特征与

CHMM结合后能获得较好的监测效果;经LDA对其降维处理后,反而使得提取后的低维特征丢失很多有用信息,使得监测效果大大下降。由此可知,多注速调管的小波能量特征包含了丰富的故障信息。

实际应用中,采集正常态下发射机的速调管阴极电流波形数据训练一个CHMM并作为状态监测器,利用发射机未知状态下的速调管阴极电流波形数据输入该CHMM,计算出对应的KL距离并用之估计发射机的健康状况:依据情况设定阈值 α ,若 $KL \geq \alpha$ 则需要维修;若 $KL < \alpha$ 则无需维修,只是随着KL距离的增大,发射机健康状况呈下降趋势。设置每隔一段时间采集一次速调管的阴极电流波形数据1s,共采集10次。每次采集的数据分别对应速调管的非线性电阻在标称值的[0,10]%, [11,20]%, [21,30]%, [31,40]%, [41,50]%, [51,60]%, [61,70]%, [71,80]%, [81,90]%, [91,100]%内增加或减小(即对应两类故障趋势的10种状态):若电阻在其标称值的[0,10]%内,表示发射机完全正常;若电阻增加或减少的值在其标称值的90%以上,则表示发射机完全故障(即失效态);若电阻在其余各区间变化,则表示发射机的中间状态(状态1~8),因此这10个数据反映了发射机从正常态到失效态的变化过程。由发射机正常态下的阴极电流波形数据训练CHMM,然后将上述数据依次输入该CHMM并求对应的KL距离,实验结果如表1所示。

表1 发射机从正常态到失效态下的KL距离

| 故障趋势 | 正常态 | 状态1 | 状态2 | 状态3 | 状态4 |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 增加 | 0.000 2 | 0.027 1 | 0.082 5 | 0.164 4 | 0.272 7 |
| 减小 | 0.000 2 | 0.027 1 | 0.080 4 | 0.162 7 | 0.264 7 |
| 故障趋势 | 状态5 | 状态6 | 状态7 | 状态8 | 失效态 |
| 增加 | 0.389 8 | 0.532 7 | 0.677 3 | 0.849 4 | 1.028 8 |
| 减小 | 0.405 7 | 0.591 6 | 0.865 8 | 1.324 1 | 2.079 5 |

从表1可知,在发射机从正常态逐渐变化到失效态的过程中,各中间状态对应的KL值明显增加,因此通过KL距离就可以大致判断出发射机的健康状态,当然不同的故障趋势导致KL距离的灵敏度有所不同。事实上,也不可能等发射机失效时才去维修。对本例而言,若取阈值 $\alpha = 0.6$,则一旦采集的速调管阴极波形数据输入CHMM获得的KL距离大于 α 值,就应当对发射机进行检修。

4 结论

本文提出了一种对雷达发射机进行状态监测与健康评估的新方法。以CHMM作状态监测器,选择多注速调管的阴极电流作为监测信号,并依据速调

管的阴极电流是脉冲信号的特点,采用小波技术提取该电流的小波能量特征,该特征与CHMM相结合实现对速调管的状态监测,从而间接实现对发射机早期故障的检测,通过对比实验验证小波能量特征包含有丰富的故障信息。该方法将发射机不易检测的早期故障过程转变为观测明显变化的KL距离,能成功估计出发射机的健康状况,以此决定对其维修与否,既可以减少因发射机定时维修导致的维修成本过高,更能避免其失效时所造成的灾难性事故,为视情维修提供了依据。

参 考 文 献

[1] PETER A S, CHRIS W. A maintenance planning and business case development model for the application of prognostics and health management (PHM) to electronic systems[J]. *Microelectronics Reliability*, 2007, 47(4): 1889-1901.

[2] KEITH M J, RAYMOND R B. Diagnostics to prognostics-a product availability technology evolution[C]//*Proceedings of 53rd Annual Reliability & Maintainability Symposium (RAMS)*. Florida, USA: [s.n.], 2007: 113-118.

[3] 许丽佳, 王厚军, 龙 兵. 一种新的状态监测与健康评估方法及其在模拟电路中的应用[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, 20(12): 1150-1556.

XU Li-jia, WANG Hou-jun, LONG Bing. A novel method on state monitoring and health evaluation and its application to analog circuit[J]. *Journal of Computer-Aided Design&Computer Graphics*, 2008, 20(12): 1150-1556.

[4] 郑 新, 李文辉, 潘厚忠. 雷达发射机技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.

ZHENG Xin, LI Wen-hui, PAN Hou-zhong. *Radar transmitter technology*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006.

[5] 朱大奇, 桑庆兵. 光电雷达电子部件的量子神经网络故障诊断算法[J]. *电子学报*, 2006, 34(3): 573-576.

ZHU Da-qi, SANG Qing-bing. A fault diagnosis algorithm for the photovoltaic radar electronic equipment based on quantum neural networks[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(3): 573-576.

[6] 罗志勇. 雷达系统智能故障诊断技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.

LUO Zhi-yong. *Research on intelligent fault diagnosis techniques for radar system*[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006.

[7] 马 敏, 黄建国, 夏侯士戟. 基于自适应模糊Petri网的雷达故障诊断方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2008, 29(2): 261-265.

MA Min, HUANG Jian-guo, XIAHOU Shi-ji. Radar fault diagnosis with the adaptive fuzzy Petri net[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, 29(2): 261-265.

[8] 胡昌华, 李国华, 刘 涛, 等. 基于MATLAB 6.X的系统分析与设计-小波分析[M]. 第2版. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.

(下转第890页)

建议 s 取3附近的值。通过实验结果可以看出, 当结构元素中的可调参数 $s=3$ 时, 与已有的形态学角点检测算法相比, 该算法检测出的图像中角点的位置更精确。

参 考 文 献

- [1] GAO X, SATTAR F, VENKATESWARLU R. Multiscale corner detection of gray level images based on Log-Gabor wavelet transform[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2007, 17(7): 868-875.
- [2] GAO X, SATTAR F, VENKATESWARLU R. Corner detection of gray level images using gabor wavelets[C]//The IEEE International Conference on Image Processing. Singapore: IEEE, 2004: 2669-2672.
- [3] HARRIS C, SATEPHENS M J. A combined corner and edge detector[C]//In Alvey Vision Conference. Manchester: [s.n.], 1988: 147-152.
- [4] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN—a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [5] JIN Q. A novel adaptive approach to process binary fingerprint images using directional morphological operations[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2009, 7(2):129-132.
- [6] LAGANIERE R. A morphological operator for corner detection[J]. Pattern Recognition, 1998, 31(11): 1643-1652.
- [7] SOBANIA A, EVANS J P O. Morphological corner detector using paired triangular structuring elements[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(7): 1087-1098.
- [8] DINESH R, GURU D S. Corner detection using morphological skeleton: an efficient and nonparametric approach[M]. Heidelberg: Springer, 2006.
- [9] CHANG Xing-zhi, GAO Li-qun, LI Yang. Corner detection based on morphological disk element[C]//Proceedings of the 2007 American Control Conference. New York, USA: [s.n.], 2007: 1995-1999.
- [10] AGAM G. Regulated morphological operations[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(6): 947-971.
- [11] SHIH F Y, CHUANG C F, GADDIPATI V. A modified regulated morphological corner detector[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(7): 931 - 937.

编辑 漆 蓉

(上接第874页)

- [7] WENTSCHER H. Design and analysis of semi-active landing gears for transport[J]. Aircraft, 1996, (1): 134-157.
- [8] 赵 亮, 文桂林, 韩 旭, 等. 基于磁流变阻尼器的车辆半主动悬架最优控制的研究[J]. 汽车工程, 2008, (4): 340-344.
ZHAO Liang, WEN Gui-lin, HAN Xu, et al. An investigation into the optimal control of vehicle semi-active suspension based on magnetorheological damper[J]. Automotive Engineering, 2008, (4): 340-344.
- [9] 檀润华, 陈 鹰, 路甬祥. 路面对汽车激励的时域模型建立及计算机仿真[J]. 中国公路学报, 1998, 6(3): 96-102.
TAN Run-hua, CHEN Ying, LU Yong-xiang. The mathematical models in time domain for the road disturbances and the simulation[J]. China Journal of Highway and Transport, 1998, 6(3): 96-102.

- [10] BURTON A W. Apractical application of MATLAB: Automotive semi-active suspension design[J]. IEE Control Engineering, 1993, 48: 23-43.
- [11] 何亚东, 黄金枝. 智能磁流变(MR)阻尼器半主动控制的研究. 振动工程学报[J]. 2003, 16(2): 198-202.
HE Ya-dong, HUANG Jin-zhi. Study on structural intelligent semi-active control based on MR damper[J]. Journal of Vibration Engineering, 2003, 16(2): 198-202.
- [12] SHEPHERD A, CATT T, COWLING D. The Simulation of aircraft landing gear dynamics[C]//ICAS, Congress, 18th. Beijing, China: [s.n.], 1992: 1317-1327.
- [13] YANG Guang-qiang. Large-scale magneto-theological fluid damper for vibration mitigation: Modeling testing and control[D]. Indian a: University of Notre Dame, 2001.

编辑 漆 蓉

(上接第879页)

- HU Chang-hua, LI Guo-hua, LIU Tao, et al. System analysis and design based on MATLAB 6.X-Wavelet analysis [M]. 2nd ed. Xi'an: Xidian University Press, 2004.
- [9] LAWRENCE R R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257-286.
- [10] ZHENG W S, LAI J H, YUEN P C. GA-fisher: a new lda-based face recognition algorithm with selection of principal components[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2005, 35(5): 1065-1078.

编辑 漆 蓉