

电子设备健康状态评估与故障预测方法

徐宇亮, 孙际哲, 陈西宏, 王光明
(空军工程大学导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要: 针对电子设备的健康性能退化问题, 提出一种改进流形学算法与隐半马尔可夫模型(hidden semi-Markov model, HSMM)相结合的电子设备健康评估与故障预测方法。首先, 在有监督邻域保持投影(supervised neighborhood preserving projection, SNPP)算法中引入非相关约束并加入核函数形成核有监督非相关邻域保持投影(kernel supervised uncorrelated neighborhood preserving projection, KSUNPP)算法, 将其用于原始特征的提取, 获得有效的特征集作为 HSMM 的输入进行训练; 其次, 建立了电子设备健康评估与故障预测模型, 该模型用 Kullback-Leibler (KL) 距离来衡量故障程度, 实现设备退化程度的评估, 又可根据各状态驻留时间, 预测出设备故障发生的时间。最后, 将该方法应用于某型导弹电子设备的健康评估与故障预测, 验证其有效性。

关键词: 健康评估; 故障预测; 流行学习; 特征提取; 隐半马尔可夫模型

中图分类号: TP 277

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.05.38

Method of health performance evaluation and fault prognostics for electronic equipment

XU Yu-liang, SUN Ji-zhe, CHEN Xi-hong, WANG Guang-ming
(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China)

Abstract: To deal with the health performance degradation of electronic equipment, a new health evaluation and fault prognostics method based on improved manifold learning algorithm and hidden semi-Markov model (HSMM) is proposed. Firstly, according to the supervised neighborhood preserving projection (SNPP) algorithm, a kernel supervised uncorrelated neighborhood preserving projection (KSUNPP) algorithm is proposed by introducing an uncorrelated constraint and kernel method, and the improved algorithm is used for feature extraction. Secondly, the health evaluation and fault prognostics model of electronic equipment is constructed. Then, by calculating Kullback-Leibler (KL) distance which can measure the fault degradation, the model can evaluate the health performance degradation. And according to the dwell time of every state, it can also predict the time that faults occur. Finally, the proposed method is applied to the health evaluation and fault prognostics of electronic equipment of a certain type of missile. Experiment results demonstrate that the method is effective.

Keywords: health evaluation; fault prognostics; manifold learning; feature extraction; hidden semi-Markov model

0 引言

电子设备健康评估与故障预测是指当前状态偏离正常态的程度(确定故障级别)以及预测故障发生时间^[1-2](确定设备的剩余使用寿命)。为避免故障发生, 需要研究健康评估与故障预测的模型, 要求该模型能够反映电子设备的退化程度, 并能预测出其发生故障的时间。

当前, 大多数文献都是对电子设备的故障诊断进行研究, 也有一些针对机械设备的检测和性能预测的研究, 而

对电子设备的健康评估与故障预测甚少^[3-9]。当部件尚未完全故障时, 特征提取最为关键, 线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、主元分析(principal component analysis, PCA)等是具有代表性的维数约简特征提取方法, 但数据具有非线性结构时则不再适用, 若用 LDA、PCA 进行特征提取会极大地降低状态监测与评估能力^[4-5]; 另外, 电子设备的寿命预测是故障预测邻域的难题, 文献^[6-9]通过加速寿命试验以获得电子设备的全寿命故障规律, 预测精度较高, 但实验成本昂贵, 且需要大量的历史数据。

收稿日期: 2011-04-25 修回日期: 2012-03-01。

基金项目: 国家自然科学基金(60971118)资助课题

作者简介: 徐宇亮(1984-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为故障诊断与预测方法。E-mail: xuyuliangbo@163.com

本文提出了一种电子设备健康状态评估与故障预测的新方法。首先,对典型的流形学算法邻域保持投影(neighborhood preserving projection, NPP)进行改进,提出了核有监督非相关邻域保持投影(kernel supervised uncorrelated neighborhood preserving projection, KSUNPP)算法,在高维空间中利用 KSUNPP 进行特征提取;其次,将 KSUNPP 与隐半马尔可夫模型(hidden semi-Markov model, HSMM)结合,建立电子设备各健康状态的 HSMM,通过计算状态驻留时间以实现其剩余寿命的评估。

1 基于改进 NPP 的特征提取

1.1 有监督非相关邻域保持投影

流形学习算法用于电子设备的信号特征提取时,其不但具有非线性方法的特性,而且引入核函数后可扩展到非线性应用领域^[10-11]。为尽可能地减小冗余信息的负面影响,更好地应对分类问题。本文提出有监督非相关邻域保持投影(supervised uncorrelated neighborhood preserving projection, SUNPP)算法,在 SNPP 基础上,对类间散布信息加入非相关约束条件,并将其引入目标函数中,从而所提取的特征向量则为非相关的。SUNPP 算法的具体步骤如下。

步骤 1 对每个样本点 x_i 找到它的 m 个近邻点,通过求解下面最小化问题得到重构权矩阵 \mathbf{W} 。

$$\min_{\mathbf{W}} \sum_i \|x_i - \sum_j \mathbf{W}_{ij} x_j\|^2 \quad (1)$$

步骤 2 固定权矩阵 \mathbf{W} ,通过在式(3)的约束条件下最小化式(2)的代价函数得到变换矩阵。

$$\mathbf{J}(\mathbf{W}) = \sum_i \|y_i - \sum_j \mathbf{W}_{ij} y_j\|^2 \quad (2)$$

$$\text{约束条件 } \sum_i y_i = 0, \frac{1}{N} \sum_i y_i y_i^T = \mathbf{I} \quad (3)$$

步骤 3 通过适当调整行和列,权矩阵将具有块对角形式,且每个子块对应一个类别,即 $\mathbf{W} = \text{diag}(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_g)$,其中 g 为类别数。这样,每个类别对应的权矩阵 \mathbf{W}_i ($i=1, 2, \dots, g$) 可以按照 NPP 的方法,利用该类别的训练样本独立进行计算。

步骤 4 最终变换矩阵 $\mathbf{A} = [a_1, a_2, \dots, a_d]$ 的求解可以转化为广义特征值问题

$$\mathbf{X}(\mathbf{M} - \mathbf{L})\mathbf{X}^T \mathbf{a} = \lambda \mathbf{X} \mathbf{G} \mathbf{X}^T \mathbf{a} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{M} = (\mathbf{I} - \mathbf{W})(\mathbf{I} - \mathbf{W})^T$, \mathbf{L} 和 \mathbf{G} 将在下节中给出。向量 a_1, a_2, \dots, a_d 可以根据它们对应的特征值 $0 < \lambda_1 < \lambda_2 < \dots < \lambda_d$ 重新排序得到。

步骤 5 通过 $\mathbf{Y} = \mathbf{A}^T \mathbf{X}$ 计算降维后的数据。

1.2 核有监督非相关邻域保持投影及其推导过程

利用非线性映射 $\varphi: x \rightarrow \varphi(x)$ 将数据集 \mathbf{X} 映射到高维空间 \mathbf{F} ,高维空间中的样本表示为 $\varphi(x) = \{\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_N)\}$ 。任意两点 $\varphi(x_i)$ 和 $\varphi(x_j)$ 间的欧氏距离表示为

$$\|\varphi(x_i) - \varphi(x_j)\| = \sqrt{k(x_i, x_i) + k(x_j, x_j) - 2k(x_i, x_j)} \quad (5)$$

式中, $k(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \varphi(x_j)$ 为核函数,相应的计算权值矩阵时,就需要最小化下面的代价函数:

$$\epsilon(\mathbf{W}) = \sum_i \left| \varphi(x_i) - \sum_{j=1}^k \mathbf{W}_{ij} \varphi(x_j) \right|^2 \quad (6)$$

\mathbf{W}_{ij} 具有两个约束条件:①当且仅当 x_i 和 x_j 属于同一类别,且 $\varphi(x_j)$ 在 $\varphi(x_i)$ 的近邻集中时, $\mathbf{W}_{ij} \neq 0$; 否则, $\mathbf{W}_{ij} = 0$; ② $\sum_j \mathbf{W}_{ij} = 1$ 于每个样本点 $\varphi(x_i)$ 按照式(6)确定它的近邻点。

权矩阵 \mathbf{W} 的求解过程描述如下:对于空间 \mathbf{F} 中一个给定的数据点 $\varphi(x_i)$ 和与它同类别的 m 个近邻点 $\varphi(x_j)$,以及相应的重构权值 \mathbf{W}_j (满足 $\sum_j \mathbf{W}_j = 1$), $\varphi(x_i)$ 的重构误差可以表示为

$$\begin{aligned} \xi &= \|\varphi(x_i) - \sum_j \mathbf{W}_j \varphi(x_j)\|^2 = \\ &\|\sum_j \mathbf{W}_j (\varphi(x_i) - \varphi(x_j))\|^2 = \sum_{k,j} \mathbf{W}_k \mathbf{C}_{kj} \mathbf{W}_j \end{aligned} \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{kj} &= (\varphi(x_i) - \varphi(x_k))(\varphi(x_i) - \varphi(x_j)) = \\ &k(x_i, x_i) - k(x_i, x_k) - k(x_i, x_j) + k(x_k, x_j) \end{aligned} \quad (8)$$

求解式(7)的最小二乘问题,可得重构权值 \mathbf{W}_j 的最优解如下:

$$\mathbf{W}_j = \frac{\sum_k \mathbf{C}_{kj}^{-1}}{\sum_{in} \mathbf{C}_{in}^{-1}} \quad (9)$$

KSUNPP 算法的目标函数为

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(\mathbf{A}_\varphi) &= \mathbf{J}_1(\mathbf{A}_\varphi) - \mathbf{J}_2(\mathbf{A}_\varphi) = \\ &\text{trace} \{ \mathbf{A}_\varphi^T \varphi(\mathbf{X})(\mathbf{M} - \mathbf{L}) \varphi^T(\mathbf{X}) \mathbf{A}_\varphi \} \end{aligned} \quad (10)$$

相应的非相关约束条件为 $\mathbf{A}_\varphi^T \varphi(\mathbf{X}) \mathbf{G} \varphi^T(\mathbf{X}) \mathbf{A}_\varphi = \mathbf{0}$, 那么 KSUNPP 对应的特征值求解式为

$$\varphi(\mathbf{X})(\mathbf{M} - \mathbf{L}) \varphi^T(\mathbf{X}) \mathbf{a}_\varphi = \lambda \varphi(\mathbf{X}) \mathbf{G} \varphi^T(\mathbf{X}) \mathbf{a}_\varphi \quad (11)$$

式中, \mathbf{a}_φ 是向量 $\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_N)$ 的线性组合。并且一定会存在一组系数 ζ_j ($j=1, 2, \dots, N$), 使得 $\mathbf{a}_\varphi = \sum_{j=1}^N \zeta_j \varphi(x_j) = \varphi(\mathbf{X}) \zeta$, 那么式(11)可以写成

$$\varphi(\mathbf{X})(\mathbf{M} - \mathbf{L}) \varphi^T(\mathbf{X}) \varphi(\mathbf{X}) \zeta = \lambda \varphi(\mathbf{X}) \mathbf{G} \varphi^T(\mathbf{X}) \varphi(\mathbf{X}) \zeta \quad (12)$$

上式两端同乘以 $\varphi^T(\mathbf{X})$ 可得

$$\begin{aligned} \varphi^T(\mathbf{X}) \varphi(\mathbf{X})(\mathbf{M} - \mathbf{L}) \varphi^T(\mathbf{X}) \varphi(\mathbf{X}) \zeta = \\ \lambda \varphi^T(\mathbf{X}) \varphi(\mathbf{X}) \mathbf{G} \varphi^T(\mathbf{X}) \varphi(\mathbf{X}) \zeta \end{aligned} \quad (13)$$

根据核矩阵的定义有 $\mathbf{K} = \varphi^T(\mathbf{X}) \varphi(\mathbf{X})$, 则式(13)可写为

$$\mathbf{K}(\mathbf{M} - \mathbf{L}) \mathbf{K} \zeta = \lambda \mathbf{K} \mathbf{G} \mathbf{K} \zeta \quad (14)$$

这样,KSUNPP 算法就归结为上式的广义特征值问题。令 $\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_d$ 为上式的解,那么提取的非线性特征为: $y_t = \zeta_t^T \cdot [k(x_1, x), \dots, k(x_N, x)]^T$, 其中 y_t 是非线性特征的第 t 个元素,且 $t=1, 2, \dots, d$ 。至此 KSUNPP 算法推导完毕。

2 HSMM 的基本概念及算法

HSMM 是考虑状态驻留概率分布为显式的一种隐马尔可夫模型 HSMM 记为 $\lambda = (\boldsymbol{\pi}, \mathbf{A}, \mathbf{D}, \mathbf{B})$, $\boldsymbol{\pi}$ 为初始状态概

率分布矢量, \mathbf{A} 为状态转移概率矩阵, \mathbf{D} 为状态驻留分布, \mathbf{B} 为观察值概率矩阵^[4]。在 HSMM 中, 宏观状态之间的状态转移 $s_{q_{i-1}} \rightarrow s_{q_i}$ 是马尔可夫过程, $P(s_{q_i} = j / s_{q_{i-1}} = i) = a_{ij}$, 但微观状态之间的转移 $s_{i-1} \rightarrow s_i$ 并不是马尔可夫过程^[12]。概率密度函数 \mathbf{B} 与常规隐马尔可夫模型相同, \mathbf{D} 为状态驻留的最大时间, 用 $p_i(d)$ ($i = 1, 2, \dots, L$) 描述状态驻留时间。本文将采用前后算法来估计 HSMM 模型的参数, 详细算法见文献^[13]。

3 基于 KSUNPP-HSMM 的电子设备健康评估与故障预测

基于 KSUNPP-HSMM 电子设备健康评估与故障预测步骤如图 1 所示, 主要有基于 KSUNPP 的特征向量提取、健康状态评估、故障预测 3 个步骤。

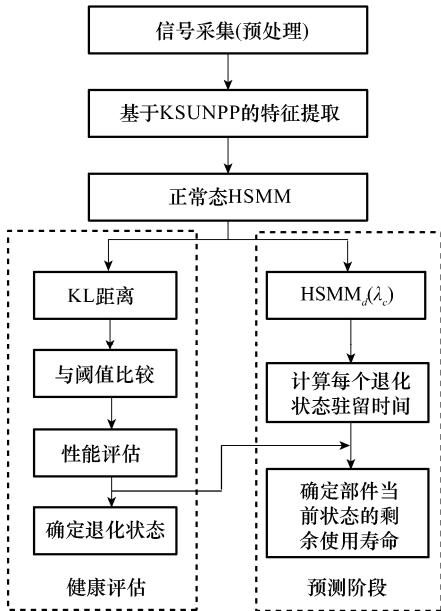


图 1 健康评估与故障预测结构框图

3.1 健康状态评估

设 p 为问题域 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 Kullback-Leibler (KL) 距离定义为^[5]

$$d_{KL}(p \parallel q) = \sum_{x \in U} p(x) \lg \frac{p(x)}{q(x)} \quad (15)$$

KL 距离的大小表示了 p 和 q 之间的接近程度。对信号预处理后提取其有效特征, 构成观测序列, 依据正常态 HSMM 求得 $P_{\text{正常}}(o|\lambda)$, 当前状态的特征经正常态 HSMM 得到对应的 $P_{\text{未知}}(o'|\lambda)$, 由 $[P_{\text{正常}}(o|\lambda), P_{\text{未知}}(o'|\lambda)]$ 计算出 KL 距离, 由其大小判别设备偏离正常态的程度。

3.2 基于 HSMM 的电子设备故障预测

在确定当前电子设备健康状态的基础上, 采用图 2 所示的基于宏观状态驻留的 HSMM 预测模型, 预测设备发生故障的时间。将电子系统的状态分为 5 类状态: 正常态

(h_0), 退化状态(h_1), 弱故障态(h_2), 中间故障态(h_3), 完全故障态(h_4)。宏观状态驻留概率分布函数 $P(d_n/h_i)$ 采用高斯分布函数, 在约束条件为 $T = \sum_{i=0}^{L-1} D(h_i)$ 的情况下最大化

$$\lg P(S | \lambda, T) = \sum_{i=0}^{L-1} \lg P(d_n/h_i), \text{ 状态驻留时间为}^{[4]}$$

$$D(h_i) = \mu(h_i) + \rho\sigma^2(h_i) \quad (16)$$

$$\rho = T - \sum_{i=0}^{L-1} \mu(h_i) / \sum_{i=0}^{L-1} \sigma^2(h_i) \quad (17)$$

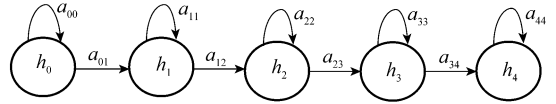


图 2 基于 HSMM 的电子设备故障预测模型

基于 HSMM 电子设备故障预测步骤如下:

步骤 1 采集数据提取特征, 训练 HSMM, 得到电子设备全寿命 HSMM 的状态转移概率;

步骤 2 根据状态驻留概率分布函数 $P(d_n/h_i)$ 计算状态驻留时间均值和方差;

步骤 3 基于 KL 值对电子设备当前健康状态进行评估;

步骤 4 若设备目前处于第 l 种状态, 由式(18)计算设备的剩余使用寿命, RUL_l 表示该状态的剩余使用寿命, 当电子设备分别处于状态 h_3, h_2, h_1, h_0 时, 对应的剩余使用寿命分别为

$$\begin{cases} RUL_3 = a_{33}[D(h_3) + D(h_4)] + a_{34}[D(h_4)] \\ RUL_2 = a_{22}[D(h_2) + RUL_3] + a_{23}[RUL_3] \\ RUL_1 = a_{11}[D(h_1) + RUL_2] + a_{12}[RUL_2] \\ RUL_0 = a_{00}[D(h_0) + RUL_1] + a_{01}[RUL_1] \end{cases} \quad (18)$$

4 实例分析

4.1 测试电路

本文实验以某型地空导弹指令接收机中的典型选频放大电路板为研究对象, 其电路如图 3 所示。

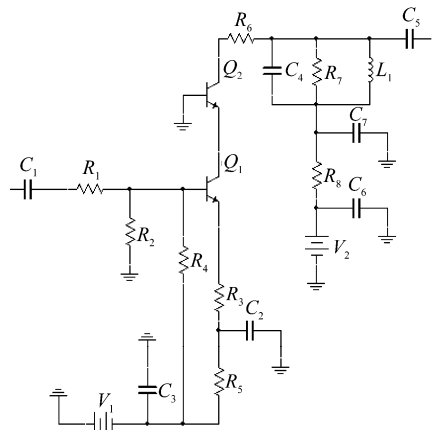


图 3 选频放大电路板电路图

根据分析, $Q_1, Q_2, R_2, R_3, R_5, C_4, L_1$ 变化时对电路的频率响应影响最大。假设该电路发生单个软故障, 发生故障时该器件的值高于或者低于其标称值的 20%, 发生的单个软故障为: R_2 故障、 R_3 故障、 R_5 故障、 C_4 故障和 L_1 故障, 加上无故障状态, 共 6 种电路状态。

4.2 健康评估实验

实验中, 设置 R_2, R_3, R_5, C_4, L_1 参数指标以步进 0.5% 幅度, 在 1.1%~6.0% 范围内变化, 因此可划分为变化 10 个渐变范围, 在各渐变范围内进行多次 Monte-Carlo 分析, 分别获取 100 个幅频特征并进行归一化预处理后, 采用 KSUNPP 分别对 6 种电路状态幅频特征样本进行特征提取, 这里为了数据可视化, 低维空间维数(表示了特征的个数)为 2, 样本在特征子空间上的投影如图 4 所示。图中, \circ 表示正常态, \square 表示 R_5 故障态, \times 表示 C_4 故障态, \cdot 表示 R_2 故障态, $+$ 表示 L_1 故障态, $*$ 表示 R_3 故障态。

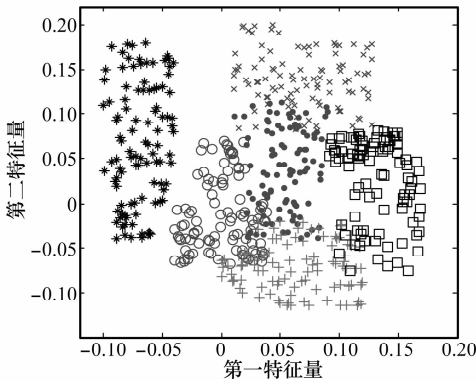


图 4 6 种电路状态的特征提取数据

由图 4 可以看出, 6 种状态的特征提取量在二维特征子空间上的分布相对独立, 交叉重叠较少, 正常状态的分布较为集中, 故障态分布的离散度较大, 各状态特征数据的可分性较好, 容易进行识别。

每个状态样本经 KSUNPP 特征提取构成 20 个观测序列 ($L=5$) 用于 HSMM 训练。利用训练后的正常态 HSMM 计算 KL 距离, 以判断实验电路的健康性能, 不同元件故障的 KL 距离如图 5 所示。

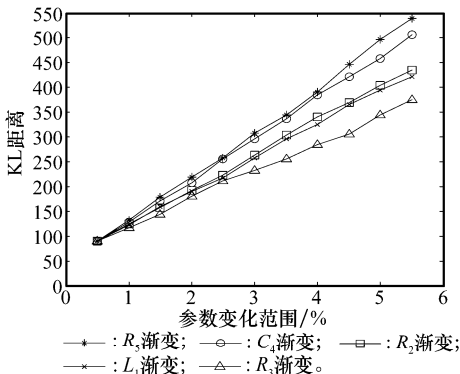


图 5 不同元件故障的 KL 距离

进行评估, 选取图 3 所示电路板中 R_5 渐变故障进行实验, 实验结果如图 6 所示。

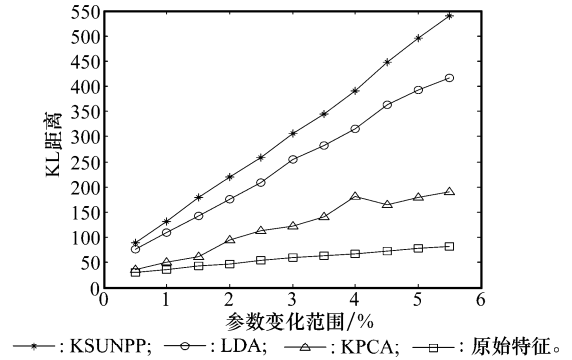


图 6 不同特征提取法对应的 KL 距离

从图 6 看出, 利用原始特征直接对设备状态评估时, KL 距离变化范围很小, 采用 KPCA、LDA 及 KSUNPP 进行特征提取后, KL 距离变化范围有所增大, KSUNPP 对设备缓变故障的灵敏度明显高于其他方法。

4.3 故障预测

根据提取的选频放大电路板退化数据特征向量, 训练得到一个 5 种状态的 HSMM 预测模型。经查阅该型电路板的平均使用寿命为 $T=1.8652 \times 10^5$ h, 各状态之间的转移概率、状态驻留的时间及方差如表 1 和表 2 所示。

表 1 电子设备退化状态转移概率

健康状态	h_0	h_1	h_2	h_3	h_4
h_0	0.912 3	0.120 3	0.062 1	0.021 3	0.000 3
h_1	0.000 0	0.798 5	0.391 6	0.105 9	0.001 8
h_2	0.000 0	0.000 0	0.623 1	0.254 8	0.095 3
h_3	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.489 7	0.185 9
h_4	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	1.000 0

表 2 各状态驻留时间均值和方差

健康状态	h_0	h_1	h_2	h_3	h_4
驻留时间均值 ($\times 10^5$ h)	0.537 8	0.415 3	0.389 7	0.395 2	0.127 2
驻留时间方差 ($\times 10^5$ h)	0.043 5	0.021 3	0.011 2	0.017 5	0.006 1

从导弹修理厂选取一块该型测试电路板, 由部队维护使用手册查阅到其消耗寿命为 1.0758×10^5 h, 测得该电路板 R_2, R_3, R_5, C_4, L_1 的参数值, 用 Multsim10 仿真平台进行电路仿真, 根据 3.1 节的方法计算该块老化电路板的 KL 距离为 195.7, 专家判定该块退化电路板处于 h_2 状态, 其剩余寿命时间处于区间 $[RUL_2 - VRUL_2, RUL_2 + VRUL_2]$, 则根据式(18)可算出为 $[0.8012 \times 10^5, 0.8235 \times 10^5]$ (单位: h), 该块老化电路板的实际剩余寿命为 0.7894×10^5 h, 误差范围为 1.49%~4.32%, 文献[7-8]对电子设备寿命评估的误差为 3.53%和 3.78%, 与其相比本文预测方法误差上限稍大, 但不需要进行加速寿命实验来获取电子设备的全寿命数据, 可大大减少实验成本和周期。

采用不同特征提取法与 HSMM 结合对设备健康性能

5 结 论

本文针对电子设备的退化特点,选择合适的 HSMM,利用 KSUNPP 算法提取的特征向量作为 HSMM 的输入进行训练,将电子设备不易检测的故障缓变过程以 KL 距离进行量化,以此判断出其健康状态;同时依据 HSMM 中各状态驻留时间,对设备的剩余寿命进行预测。实验表明该方法预测精度略低于其它方法,但大大节约了实验成本和周期。此外,本文根据 KL 距离由专家判定电子设备的健康状态,考虑可进一步采用信息融合理论对其状态进行精确判定以提高寿命预测的精度。

参考文献:

- [1] Yang S K. A condition-based failure-prediction and processing-scheme for preventive maintenance[J]. *IEEE Trans. on Reliability*, 2003, 52(3): 373 - 383.
- [2] Janasak K M, Beshears R R. Diagnostics to prognostics-product availability technology evolution[C]//*Proc. of the 53rd Annual Reliability & Maintainability Symposium*, 2007: 113 - 118.
- [3] 彭敏放, 何怡刚, 王耀南. 模拟电路的融合智能故障诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 26(3): 19 - 24. (Peng M F, He Y G, Wang Y N. Synthetic intelligence based fault diagnosis of analog circuits[J]. *Proceedings of Chinese Society for Electrical Engineering*, 2006, 26(3): 19 - 24.)
- [4] 曾庆虎, 邱静, 刘冠军, 等. 基于 KPCA-HSMM 设备退化状态识别与故障预测方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(7): 1341 - 1345. (Zeng Q H, Qiu J, Liu G J, et al. Research on equipment degradation state recognition and fault prognostics method based on KPCA-hidden semi-Markov models[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(7): 1341 - 1345.)
- [5] 许丽佳, 王厚军, 龙兵. 一种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报*, 2008, 20(6): 1550 - 1556. (Xu L J, Wang H J, Long B. A method on state monitoring and health evaluation and its application to analog circuits[J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2008, 20(6): 1550 - 1556.)
- [6] Chen Z H, Zheng H R. Lifetime distribution based degradation analysis[J]. *IEEE Trans. on Reliability*, 2005, 54(1): 3 - 10.
- [7] 贾占强, 蔡金燕, 梁玉英, 等. 基于综合环境加速寿命试验的电子装备故障预测研究[J]. *电子学报*, 2009, 36(6): 1277 - 1282. (Jia Z Q, Cai J Y, Liang Y Y, et al. Fault prediction research of electronic equipment based on composition environmental ALT[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 36(6): 1277 - 1282.)
- [8] 贾占强, 蔡金燕, 梁玉英, 等. 基于步进加速退化试验的电子产品可靠性评估技术[J]. *系统工程理论与实践*, 2010, 30(7): 1279 - 1285. (Jia Z Q, Cai J Y, Liang Y Y, et al. Reliability assessment technology for electronic equipment based on step-up-stress accelerated degradation testing[J]. *Journal of Systems Engineering—Theory & Practice*, 2010, 30(7): 1279 - 1285.)
- [9] Jayaram J S R, Girish T. Reliability prediction through degradation data modeling using a quasi-likelihood approach[C]//*Proc. of the Annual Reliability and Maintainability Symposium*, 2005: 193 - 199.
- [10] 于雪莲. 基于核方法和流形学习的雷达目标距离像识别研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2008: 43 - 49. (Yu X L. Study on radar target recognition using range profiles based on kernel methods and manifold learning[D]. Chengdu: Electronic Science and Technology University, 2008: 43 - 49.)
- [11] Tenenbaum J B, Silva V, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. *Science*, 2000, 290(5500): 2319 - 2326.
- [12] Rabiner L R. A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1989, 77(2): 257 - 286.
- [13] Dong M, He D. A segmental hidden semi-Markov model (HSMM) based diagnostics framework and methodology[J]. *Mechanical System and Signal Processing*, 2007, 21(5): 2248 - 2266.