

装备中碳纤维复合材料湿热老化的 SVM 研究方法

蒋刚, 龚伟

(西南科技大学 制造科学与工程学院, 四川 绵阳 621010)

摘要:针对长期存储过程中复合材料老化会对武器性能产生影响的问题,以某型导弹所采用的碳纤维复合导电芯为研究对象,采用支持向量机对其湿热老化特性数据进行了处理。实验结果表明:该方法可为武器性能与寿命的评估提供决策参考。

关键词:碳纤维;复合材料;湿热老化;支持向量机

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1006-0707(2011)01-0001-04

SVM Method Research on Humid and Hot Aging for Carbon Fiber Composite Material in Military Equipment

JIANG Gang, GONG Wei

(School of Manufacturing Science and Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang, Sichuan, 621010, China.)

Abstract: Weapon performance will be influenced by composite material aging under the condition of long term storage. Carbon fiber composite conducting-core heterofilament of a kind of missile was adopted as research target, and Support Vector Machine (SVM) was used to analyze humid and hot aging data. Experiment results show that this kind of method can be used for weapon performance and age estimation.

Key words: carbon fiber; composite material; humid and hot aging; support vector machine (SVM)

碳纤维是20世纪50年代初应火箭、宇航及航空等尖端科学技术的需要而产生的。碳纤维具有高强度、高模量、耐高温、抗疲劳、导电、质轻、易加工等多种优异性能,广泛应用于航空、航天、军事,以及机电、建筑、化工等民用领域^[1-2]。80年代初,高性能碳纤维及其复合材料相继出现。

导弹等武器装备中包含大量的高分子复合材料。作为战略储备,其存储周期长达十几年甚至几十年。在长期的存储过程中,高分子复合材料会发生老化,直接影响武器的性能与寿命^[3-4]。目前,对复合材料湿热老化的研究主要集中在短期^[1],通过加速老化等方式,可获得几十或几百小时内的数据,但这种方式不适用于长期存储的武器装备的性能与

寿命分析。此外,武器的存储条件与保密措施决定了采集的数据量极为有限,属于典型的小样本条件,故常规方法不适用于这类数据的处理。

针对这种情况,在某工程物理研究院支持下,本文以某型导弹采用的碳纤维复合导电芯为研究对象,拟采用基于统计学习理论的支持向量机(support vector machine, SVM)对其进行研究,以验证该方法的有效性。

1 支持向量机

给定样本集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, $x_i \in \mathbf{R}^N$ 为输入, y_i

收稿日期:2010-10-17

基金项目:西南科技大学重点科研基金(07sx2107);四川省教育厅科研基金(07ZA175)

作者简介:蒋刚(1978—),男,博士,副研究员,硕士生导师,主要从事工程材料、信号处理研究。

为对应的输出,定义 ε 不敏感损失函数为

$$|y - f(x)|_{\varepsilon} = \begin{cases} 0 & , |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon & , |y - f(x)| > \varepsilon \end{cases} \quad (1)$$

在线性情况下,预测函数具有如下形式

$$f(x) = \langle w \cdot x \rangle + b \quad (2)$$

式中: $\langle w \cdot x \rangle$ 表示向量的内积^[5]。优化目标是:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} & |y_i - \langle w \cdot x_i \rangle - b| \leq \varepsilon + \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

其中: ξ_i, ξ_i^* 是松弛变量; $C > 0$ 是惩罚因子。引入 Lagrange 乘子转化成无约束二次规划问题^[6]:

$$\max_{\alpha, \alpha^*, \beta, \beta^*} [\min_{w, b, \xi} L(w, b, \xi, \xi^*)] \quad (4)$$

$$\begin{aligned} L = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) - \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - (y_i - \langle w \cdot x_i \rangle - b)) - \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* + (y_i - \langle w \cdot x_i \rangle - b)) - \\ & \sum_{i=1}^n (\beta_i \xi_i + \beta_i^* \xi_i^*) \end{aligned}$$

其中: $\alpha_i, \alpha_i^*, \beta_i, \beta_i^*, i = 1, 2, \dots, n$ 是 Lagrange 乘子。这是一个二次规划问题,必定可以得到唯一的全局最优解,因此 SVM 可以从根本上避免收敛到局部极值点的情况。根据鞍点定理,用 $L(w, b, \xi, \xi^*)$ 分别对 w, b, ξ, ξ^* 求偏导数并令其为零,然后将结果代入式(4)将原问题转化为对偶问题^[5]:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*, \beta, \beta^*} & \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [(\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \langle x_i \cdot x_j \rangle] - \right. \\ & \left. \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \right\} \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, 0 \leq \alpha_i^* \leq C \end{aligned} \quad (5)$$

根据 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件^[5],得:

$$\begin{cases} \alpha_i [\varepsilon + \xi_i - (y_i - \langle w \cdot x_i \rangle - b)] = 0 \\ \alpha_i^* [\varepsilon + \xi_i^* - (y_i - \langle w \cdot x_i \rangle - b)] = 0 \end{cases} \quad (6)$$

由于 $\alpha_i \times \alpha_i^* = 0$,因此 α_i, α_i^* 必有一个为零,或者均为零。不为零的 α 对应的样本点 x_i 称作支持向量,求解只需要对支持向量进行。对任意支持向量 x_i 而言,其松弛变量 ξ_i, ξ_i^* 均为零,代入到式(6)可以求得

$$\begin{aligned} b = & y_i - \langle w \cdot x_i \rangle - \varepsilon = \\ & y_i - \sum_{j=1}^n (\alpha_j - \alpha_j^*) \langle x_j \cdot x_i \rangle - \varepsilon \end{aligned} \quad (7)$$

把 w 和 b 代入到式(2)得到回归估计函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle x_i \cdot x \rangle + b =$$

$$\sum_{x \in SV} (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle x_i \cdot x \rangle + b \quad (8)$$

在非线性情况下,通过非线性函数 $\Phi(x)$ 将要求解的问题从原空间映射到新的特征空间,在特征空间中建立线性关系进行求解。构造回归估计函数

$$f(x) = \langle w \cdot \Phi(x) \rangle + b \quad (9)$$

跟线性情况类似,可将原优化目标转化成对偶问题进行求解:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*, \beta, \beta^*} & \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [(\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j)] - \right. \\ & \left. \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \right\} \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, 0 \leq \alpha_i^* \leq C \end{aligned}$$

式中: $K(x_i, x_j)$ 被称作核函数。根据 Hilbert-Schmidt 定理,只要映射 $\Phi(x)$ 满足 Mercer 条件^[5],就可用他构造核函数。求得非线性情况下的回归估计函数为

$$f(x) = \sum_{x \in SV} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (10)$$

常用的核函数有线性核 $K(x, x_i) = \langle x \cdot x_i \rangle$, 多项式核 $K(x, x_i) = (\langle x \cdot x_i \rangle + 1)^d$, 径向基核 $K(x, x_i) = \exp(-((x - x_i)/\sigma)^2)$ 和多层感知器核 $K(x, x_i) = \tanh(v \langle x \cdot x_i \rangle + c)$ 。

2 仿真实验

在导弹等武器系统中,性能优良的碳纤维复合材料应用较多。以碳纤维复合导电芯为例,其抗拉强度为 2 200 ~ 2 400 MPa,密度为 1.9 ~ 2.0 g/cm³。碳纤维不吸湿,但其基体要吸湿,故基体与碳纤维之间必然存在湿膨胀的差别。这种不匹配将在纤维/基体界面上产生内应力,如果应力足够大,势必导致界面脱粘与开裂,性能将发生很大的变化。此外,武器系统中铁、铜在长期存储过程中,与氧气、空气中的水蒸汽发生化学变化,产生 OH⁻ 离子,这种碱性液体如果与碳纤维复合材料接触,发生水解等化学变化,也会对复合材料的性能产生很大影响。

实验的主要目的是研究碳纤维复合材料在长期的存储过程中,无 OH⁻ 离子存在时的吸湿率 (M1)、有 OH⁻ 离子存在时的吸湿率 (M2)、储能模量 (E')、损耗模量 (E'')、损耗因子 ($\tan \delta$)、抗拉强度 (σ) 与温度、湿度的时变关系,以便实现通过监测库房温度、湿度的时变数据预测材料性能,进而对武器的性能做出预测。

2.1 数据来源与处理

在某工程物理研究院的支持下,本文对某型导弹中采用的碳纤维复合导电芯进行了研究。碳纤维复合导电芯如图 1 所示。



图1 碳纤维复合导电芯

实验历时 10 年,每 2 个月对样本进行 1 次检测。实验在恒温库房中进行,温度控制在 15 ℃,湿度以实际测定为准。分别取碳纤维复合导电芯 30 kg,按 0.3 kg/堆分成 100 等份,放置在库房的四周及中间位置,呈均匀布状。前 50 个样本置于空气中,测试其在空气中吸湿性和抗拉强度的变化;后 50 个样本置于含 OH⁻ 离子的碱性黏稠状混合物(成分为 50% 的 Fe(OH)₂、25% 的 Fe(OH)₃、10% 的 Cu(OH)₂ 以及 15% 的蒸馏水),主要测试受碱性物质污染后其吸湿性和抗拉强度的变化。

由于吸湿性、抗拉强度、湿度、温度(本实验中为恒温)的物理量纲不同,用 SVM 算法进行处理时,存在量纲不统一的问题,故实验前首先对他们进行了归一化处理。

2.2 实验情况

实验采用 SVM 算法与神经网络 (artificial neural network, ANN) 法进行对比。SVM 采用径向基核函数 $K(x, x_i) = \exp(-((x - x_i)/\sigma)^2)$, 而 ANN 采用 3 层结构,通过试凑法确定网络参数。任取 50 个样本中的 40 个用于学习,获得学习机的参数,其余 10 个样本用于预测,检验学习机的性能。

1) 在空气中的吸湿性变化。

一般而言,外界环境中的水进入复合材料的途径有 3 种:通过纤维-基体间的界面(毛细作用),通过树脂基体(扩散),以及通过复合材料中的裂纹和孔洞。碳纤维复合导电芯第 27 号样本在空气中的吸湿性如图 2 所示。

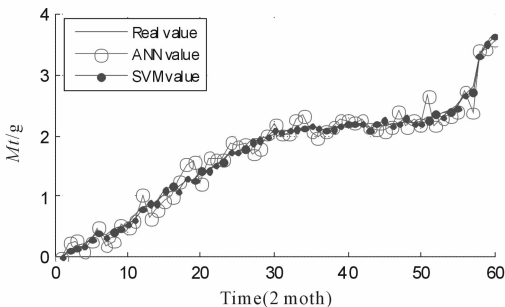


图2 在空气中的吸湿性及预测对比

实线是实际观测值,用圆点“·”连接的曲线对应支持向量机的预测值,用小圆圈“o”连接的曲线对应神经网络的预

测值。可以看到,支持向量机的预测更接近实际观测值。定义误差指标

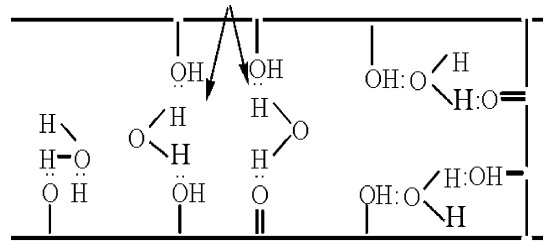
$$E = \left[\sum_m [(y_F - y_R)/y_R] / m \right] \times 100\% \quad (11)$$

其中: y_F 是预测值; y_R 是观测值; m 是每个样本中的数据点数。

SVM 参数取值如下:容错因子 $C = 102$, ε 管道半径 $\varepsilon = 0.12$,核参数 $\sigma = 4.7$ 。

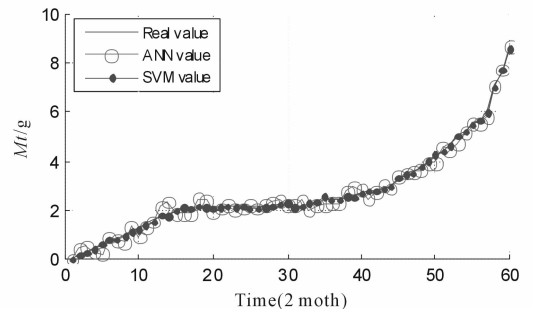
预测误差为: $E_{SVM} = 4.60\%$, $E_{ANN} = 9.32\%$ 。

从图 2 可看出:开始的 5 年时间里,吸湿性呈线性增加,之后略有下降趋于平衡,符合 FICK 扩散规律^[7]。但在第 9 年时,吸湿性突然改变而快速增长。这是长期的存储过程中,基体材料与吸收的水(弱碱性,少量 OH⁻ 离子)发生反应,性状发生明显变化所致,如图 3 所示。

图3 水中的 OH⁻ 与乙烯基体结合

2) 在碱性粘稠物中的吸湿性变化。

从图 4 可看出 Fe(OH)₂、Fe(OH)₃、Cu(OH)₂ 中富含的 OH⁻ 会对碳纤维基体造成更大破坏,在第 5 年的时候即开始发生明显变化,原因如图 3 所述。其样本为 61 号。

图4 在 OH⁻ 中的吸湿性及预测对比

SVM 参数取值如下:容错因子 $C = 93$, ε 管道半径 $\varepsilon = 0.11$,核参数 $\sigma = 6.3$ 。

预测误差为: $E_{SVM} = 4.31\%$, $E_{ANN} = 8.17\%$ 。

3) 在空气中的强度变化。

基体吸湿体积会膨胀,使纤维-基体间产生内应力,降低层/层间的剪切强度,并导致轴向抗拉强度下降(各纤维受力不均,部分会先断裂);水份还会减弱氢键的作用。空气中的强度变化如图 5 所示。其样本为 27 号。

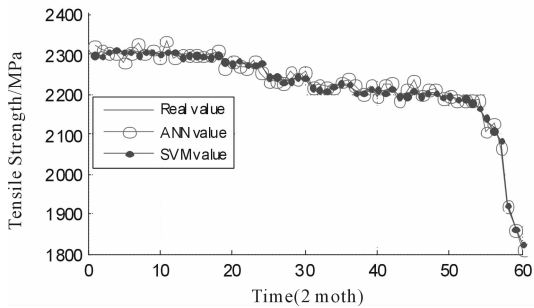


图5 在空气中抗拉强度变化及预测对比

SVM 的参数取值如下:容错因子 $C = 37.2$, ε 管道半径 $\varepsilon = 0.09$,核参数 $\sigma = 17.7$ 。

预测误差为: $E_{SVM} = 3.89\%$, $E_{ANN} = 6.23\%$ 。

4) 在碱性粘稠物中的强度变化。

在碱性物质中强度变化如图6所示。其样本为61号。

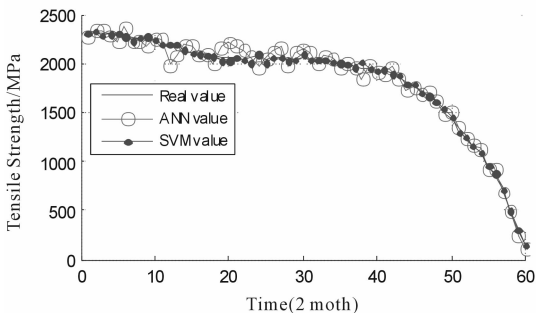


图6 在碱性粘稠物中抗拉强度变化及预测对比

SVM 的参数取值如下:容错因子 $C = 42.9$, ε 管道半径 $\varepsilon = 0.11$,核参数 $\sigma = 14.1$ 。

预测误差为: $E_{SVM} = 4.03\%$, $E_{ANN} = 6.88\%$ 。

3 结论和讨论

碳纤维本身不会吸湿,但其基体材料吸湿后会引引起体积膨胀,使玻璃化转变温度下降、热膨胀系数提高,从而导致剪切强度下降。水进入纤维-基体间界面后可使界面脱粘,并可通过界面进入纤维,引起纤维的破坏。

对某型导弹中采用的碳纤维复合导电芯进行实验,结果表明:在空气中,大约第9年的时候,其性能会发生明显变化;在与生锈的铜、铁等物质接触时,通常第5年左右即发生明显变化。所用方法中,SVM的预测精度高于ANN,主要是ANN需要较多的样本,而这类实验所能获得的样本却极为有限。实验结果可为武器的性能评估提供一定的决策参考。

在实验中我们体会到,这类实验耗时太长,所能获得的样本较少,故研究某种方法模拟老化、吸湿过程,以缩短实验周期是要解决的问题;设计更优的核函数,以期获得更好的预测效果也是很有意义的工作。此外,现阶段只对碳纤维复合材料的静态性能进行了一些探索,但动态性能的分析尚未完成,这也是下一步要做的工作。

参考文献:

- [1] 王俊伟,吴纬.基于支持向量机的装备维修保障专业优化[J].四川兵工学报,2010,31(9):11-13.
- [2] 王莉莉.碳纤维/乙烯基酯树脂拉挤复合材料的环境老化行为研究[D].北京:北京化工大学,2004.
- [3] 周雷,宋文兴,刘志扬.某航空引信长贮可靠性寿命研究[J].现代引信,1996(4):14-23.
- [4] 马增祥,卓露,从日圆.弹药产品失效预防分析[J].国防技术,2009(12):29-32.
- [5] Vapnik V N. Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer Verlag,2000.
- [6] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor, An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods [M]. Cambridge University Press,2000.
- [7] Shen C H, Springer G S. Moisture Absorption and Desorption of Composite Materials[J]. Journal of Composite Material,1976,10(1):2-20.

(责任编辑 周江川)