

文章编号: 1000-4939(2008)01-0057-05

# SVD-Unscented 卡尔曼滤波的非线性结构系统识别<sup>\*</sup>

谢 强<sup>1</sup> 唐和生<sup>1</sup> 邱 元<sup>2</sup>

(同济大学 200092 上海)<sup>1</sup> (北京大学 100871 北京)<sup>2</sup>

**摘要:** 提出一种基于奇异值分解的 unscented 卡尔曼滤波(SVD-UKF)非线性滞回结构系统识别方法。SVD-UKF 可被看成改进的 unscented 卡尔曼滤波(UKF)方法,相对 UKF 而言,SVD-UKF 具有更好的鲁棒性和灵活性。此方法不仅避免象扩展卡尔曼滤波(EKF)为了计算 Jacobians 矩阵的所需的导数运算,并且可以克服常规 UKF 方法在计算协方差时经常遇到的病态条件的缺点。对非线性系统参数的识别和突然变化的识别的数值模拟结果显示了所提出方法的鲁棒性和灵活性。

**关键词:** SVD; Unscented 卡尔曼滤波器; 卡尔曼滤波器; 非线性; 系统辨识

**中图分类号:** TB123; O241.5 **文献标识码:** A

## 1 引 言

近些年来,出现了大量线性和非线性系统识别方法,如 LSE 和 RLS 方法<sup>[1-2]</sup>,扩展卡尔曼滤波器方法(EKF)<sup>[3-5]</sup>, $H_{\infty}$ 滤波方法<sup>[6-7]</sup>等。虽然这些方法已经被广泛应用于非线性系统识别,但是这些方法都有一个显著的缺点,它们对所有的非线性系统做一阶泰勒展开以线性化,在处理非线性特别强烈的系统而这会导致滤波的发散。因此出现了一些改进方法,如蒙特卡罗滤波方法<sup>[8]</sup>,不过这种方法需要昂贵的计算费用;还有如 UKF 方法<sup>[9-12]</sup>等,UKF 是基于 unscented 变换(UT)的无导数运算的估计算法。UKF 的思想是采用一个非线性变换来估计系统信息(均值、协方差、高阶矩),它可以很方便的直接逼近概率分布而不是逼近用线性局部来代替的非线性函数。UKF 方法采用一种确定性抽样方法(所谓的 Sigma 点抽样方法)来计算均值和协方差,从而克服了 EKF 的缺点;并且可以避免为了使 EKF 线性局部化时要计算 Jacobians 矩阵的求导运算。

相对于 EKF 的一阶精确,UKF 的估计精确度提高到了对高斯数据的三阶精确和对任何非线性的非高斯数据的二阶精确。对于非高斯输入,逼近的结果至少是二阶精确的,它得到了相当于 KF 应用于线性系统的性能。更显著的是,UKF 的计算复杂度和 EKF 是同阶的。但是,实际应用中 UKF 方法经常会遇到协方差矩阵的病态条件。本文提出一种鲁棒性更好的基于奇异值分解的 UKF 方法能解决这个缺陷。方法的中心思想是用 SVD 来执行 UT,用特征协方差矩阵来代替 Sigma 点协方差。采用该方法对非线性滞回结构系统的参数和突然变化的进行在线识别,数值模拟结果表明所提出方法对于非线性系统识别的数值计算鲁棒性和在线跟踪能力。

## 2 UNSCENTED 变换(UT)

UT 是一种计算随机变量经受非线性变化后统计特性的方法<sup>[9]</sup>。考虑自变量  $x$  ( $L$  维)经一个非线性函数  $y = g(x)$  映射。假设  $x$  的均值为  $\bar{x}$ 、协方差为  $P_x$ 。为了计算随机向量  $y$  的一阶和二阶统计量,本文

\* 基金项目: 国家“十一五”科技支撑计划项目(2006BAJ13B03-4) 来稿日期: 2006-05-09 修回日期: 2006-11-27

第一作者简介: 谢强,男,1971 年生,博士,同济大学建筑工程系,副教授;研究方向——结构监测与控制、生命线工程防灾。E-mail: qxie

@mail.tongji.edu.cn

形成如下有  $2L + 1$  个 sigma 点向量的矩阵  $\chi$ 。

$$\chi = [\bar{x} \quad |_{i=0} \bar{x} + (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i \quad |_{i=1, \Delta, L} \bar{x} - (\sqrt{(L+\lambda)P_x})_{i-L} \quad |_{i=L+1, \Delta, 2L}] \quad (1)$$

式中: 尺度参数  $\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L$ ,  $\alpha$  决定  $\bar{x}$  周围 sigma 点的扩散, 通常设定为很小的正数值,  $\kappa$  是二级尺度参数, 通常设定为 0 或  $3 - L$ ;  $(\sqrt{(L+\lambda)P_x})_i$  是矩阵平方根的第  $i$  列。

这些 sigma 点向量通过非线性函数产生

$$Y_i = g(\chi_i), \quad (i = 0, \Delta, 2L) \quad (2)$$

$Y$  的均值和协方差分别用加权取样平均和来近似。

$$\bar{y} \approx \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_i \quad (3)$$

$$P_y \approx \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \{Y_i - \bar{y}\} \{Y_i - \bar{y}\}^T \quad (4)$$

这里:  $W_0^{(m)} = \lambda / (L + \lambda)$ ;  $W_0^{(c)} = (1 - \alpha^2 + \beta)$ ;  $W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{1}{2(L + \lambda)}$ ,  $(i = 1, \Delta, 2L)$ 。其中  $\beta$  用来表现  $x$  的分布的先验知识 (对于高斯分布,  $\beta = 2$  是最优值)。

注意到 UT 和蒙特卡洛采样方法有很大的不同<sup>[13]</sup>, 蒙特卡洛方法要求更多的抽样点来传播系统状态的概率分布。图 1 显示蒙特卡洛抽样方法用于估计随机向量的均值和协方差。由随机数产生器产生许多点, 蒙特卡洛抽样平均和协方差由变换后的点计算。而 UT 基于仔细挑选的 sigma 点来近似, 如图 2 所示, 这里只需要  $2L + 1$  个抽样点, 对于所有非线性的高斯输入为三阶精确的。对非高斯输入, 近似至少为二阶精确的, 三阶或更高的精确度取决于  $\alpha$  和  $\beta$  的选择。



图 1 蒙特卡洛抽样

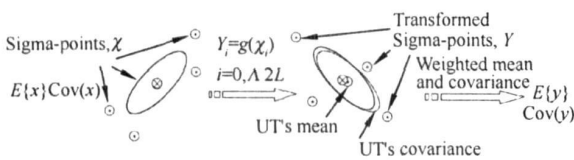


图 2 Unscented 变换

### 3 SVD-UKF

在实际执行过程中 UT 经常会遭遇协方差的病态条件问题, 因此, 我们应该寻找替代可以克服这个

缺陷的替代算法来解决 UKF 的协方差矩阵平方根形式问题。假设协方差矩阵为由一组对应于一组特征值的特征向量组成。对于对成协方差矩阵  $P$ , 特征值分解和 SVD 是等价的, 特征值等同于奇异值。由于 SVD 的数值计算的鲁棒性, 使用 SVD 方法替代 UT 的 sigma 点协方差矩阵为特征协方差矩阵, 从而提高数值计算的鲁棒性以解决协方差的病态条件问题。

通过 SVD 对协方差矩阵  $P_x$  取平方根

$$P_x^{1/2} = U \begin{bmatrix} S & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} V^T \quad (5)$$

这里:  $S$  是对角矩阵  $S = \text{diag}\{s_1, s_2, \Delta, s_n\}$ ; 一般地, 协方差矩阵  $P_x$  为对称的, 因此  $U$  等于  $V$ , 特征值为  $s_i^2 (i = 1, \Delta, n)$ ,  $P_x$  的特征向量由矩阵  $UU^T$  的列向量表示。经过协方差矩阵的 Cholesky 分解, 公式 (1) 可以重写为

$$\chi = [\bar{x} \quad |_{i=0} \bar{x} + \rho U_i \sqrt{s_i} \quad |_{i=1, \Delta, L} \bar{x} - \rho U_i \sqrt{s_i} \quad |_{i=1, \Delta, L}] \quad (6)$$

这里  $\rho = \alpha \sqrt{L + \kappa}$ ,  $U_i$  表示  $U$  的第  $i$  列。

考虑一个离散时间的振动系统, 定义如下

$$x_{k+1} = F(x_k, u_k, v_k) \quad (7)$$

$$y_k = H(x_k, n_k) \quad (8)$$

其中:  $x_k$  代表无法观测到的系统状态;  $u_k$  为输入;  $y_k$  为观测信号;  $v_k, n_k$  分别为系统噪声、观测噪声。系统振动模型  $F(\ast)$  和  $H(\ast)$  假设已知。

根据已知的输入和输出, 基于 SVD 的用于系统识别的 UKF 方法如下

1) 初始化

$$\hat{x}_0 = E(x_0), \quad P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T], \quad x_0^a = E[x^a] = [x_0^T \quad \mathbf{0} \quad \mathbf{0}]^T \quad (9)$$

$$P_0^a = E[(x_0^a - \hat{x}_0^a)(x_0^a - \hat{x}_0^a)^T] = \begin{bmatrix} P_0 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & P_v & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & P_n \end{bmatrix} \quad (10)$$

2) 计算 SVD 和特征点矩阵

$$P_k^a = U_k S_k V_k^T \quad (11)$$

$$\chi_{k-1}^a = [x_{k-1}^a \quad x_{k-1}^a \pm \rho U_{i,k} \sqrt{s_{i,k}}], \quad (i = 1, \Delta, L) \quad (12)$$

3) 时间更新

$$\chi_{k|k-1}^x = F[\chi_{k-1}^x, u_k, \chi_{k-1}^v] \quad (13)$$

$$\bar{x}_k^x = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi_{i,k|k-1}^x \quad (14)$$

$$P_k^x = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{i,k|k-1}^x - \bar{x}_k^x][\chi_{i,k|k-1}^x - \bar{x}_k^x]^T \quad (15)$$

$$Y_{k|k-1} = H[\chi_{k|k-1}^x, \chi_{k|k-1}^n] \quad (16)$$

$$\hat{y}_k = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_{i,k|k-1} \quad (17)$$

4) 测量更新

$$P_{\hat{y}_k \hat{y}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [Y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k][Y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k]^T \quad (18)$$

$$P_{\hat{y}_k v_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{i,k|k-1} - \hat{x}_k][Y_{i,k|k-1} - \hat{y}_k]^T \quad (19)$$

$$K_k = P_{\hat{y}_k v_k} P_{\hat{y}_k \hat{y}_k}^{-1} \quad (20)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K_k (y_k - \hat{y}_k) \quad (21)$$

$$P_k = P_{k-1} - K_k P_{\hat{y}_k \hat{y}_k} K_k^T \quad (22)$$

式中:  $\chi^e = [(\chi^x)^T \ (\chi^v)^T \ (\chi^n)^T]^T$ ;  $x^a = [x^T \ v^T \ n^T]^T$ ;  $\lambda$  是复合尺度参数, 用来控制协方差的程度,  $L$  为参数状态的维数(这里包括过程噪声和测量噪声向量),  $P_k$  表示时间步  $k$  的  $P_x$ ;  $P_{k-1}$  为  $x$  的前一阶协方差;  $P_v$  为过程噪声协方差;  $P_n$  为噪声协方差的测量值;  $W_i$  为权重; 下标“ $x$ ”, “ $v$ ”, “ $n$ ”和相关的变量对应。上标“ $T$ ”表示矩阵和向量的转置。

## 4 算例分析

考虑一个地面激励引起的单自由度非线性系统, 图 3 显示了单自由度的系统模型, 运动方程如下

$$m\ddot{u} + cu + f = -m\ddot{u}_g \quad (23)$$

其中:  $m$ 、 $c$  分别是质量矩阵、阻尼矩阵;  $u$  是相对于地面的位移矢量;  $\ddot{u}_g$  为地面运动加速度;  $f$  是由 Bouc-Wen 模型<sup>[14]</sup> 表示的恢复力矢量。

$$f = ku - \alpha |u| |f|^{n-1} f - \beta u |f|^n \quad (24)$$

这里  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $n$  为非线性参数。结构参数为  $m = 0.12553\text{kg}$ ,  $c = 0.07\text{kNs/m}$ ,  $k = 24.5\text{kN/m}$ ,  $\alpha = 2$ ,  $\beta = 1$ ,  $n = 2$ 。注意, 这里  $\alpha$ 、 $\beta$  不要和用于 sigma 点计算的  $\alpha$ 、 $\beta$  混淆。用调幅后最大加速度为  $25\text{cm/s}^2$  的日本新潟(NS, 2004) 地震记录作为输入激励。用于识别的结构反应时间步长为  $0.01\text{s}$ 。

### 4.1 线性系统

首先, 考虑一个线性系统的特殊情况 ( $\alpha = 0$ ,  $\beta = 0$ ), 对于单自由度系统, 状态变量  $x_k$  和观测值  $y_k$  定义如下

$$x_k = \{c \ k\}^T \quad (25)$$

$$y_k = m(\dot{u}_k + \ddot{u}_{g,k}) \quad (26)$$

这里  $\dot{u}_k$  和  $\ddot{u}_{g,k}$  为时间步  $k$  相对于地面的加速度和输入加速度, 则观测方程如下

$$y_k = H_k x_k \quad (27)$$

这里  $H_k$  是观测矩阵

$$H_k = [-u_k \ -uk] \quad (28)$$

状态转换方程包括阻尼系数  $c$  和刚度  $k$ , 假设由如下的过程表示

$$x_k = I x_{k-1} + v_k \quad (29)$$

这里:  $I$  是  $2 \times 2$  维单位矩阵;  $v_k$  为系统噪声。

假设结构的质量已知, 绝对加速度响应和对地面的相对速度、相对位移为可观测值, 待识别的结构参数是阻尼和刚度。对比 SVD-UKF 方法和 KF 方法在线性识别问题。识别结果见图 4(a)、图 4(b) ( $\nu = 0\%$ ), 图 4(c) 和图 4(d) ( $\nu = 3\%$ )。  $\nu$  是测量噪声水平, 为所加噪声和结构响应的标准偏差。从图 4 可以看出对于线性识别, SVD-UKF 和 KF 具有相同的表现, 两种方法都很好的识别了结构参数。由于状态转换函数和测量函数为线性的, SVD-UKF 相对于 KF 的优势不明显。

### 4.2 非线性系统

考虑一个非线性滞回系统, 待识别的状态向量定义如下

$$x_k = \{u, f, c, k, \alpha, \beta\}^T \quad (30)$$

由系统式(23)、式(24) 可以表示为  $x_k$  的非线性微分方程

$$\dot{x}_k = f(x_k) \quad (31)$$

式中

$$f(x_k) = \begin{Bmatrix} -\frac{c}{m}u - \frac{f}{m} - \ddot{u}_g \\ ku - \alpha |u| |f|^{n-1} f - \beta u |f|^n \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{Bmatrix}$$

这个过程模型的非线性特性和用四阶龙格-库塔方法<sup>[15]</sup> 离散化方程一致, 式(31) 可重写如下格式

$$x_{k+1} = F(x_k) + v_k \quad (32)$$

当速度响应可以被用来识别单自由度系统时, 测量方程为

$$y_k = H_k x_k + n_k \quad (33)$$

这里  $y_k$  为观测值, 定义如下

$$y_k = u_k \quad (34)$$

其中  $H_k$  是测量矩阵

$$H_k = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] \quad (35)$$

表 1 显示了结构参数的初始信息, 系统噪声和

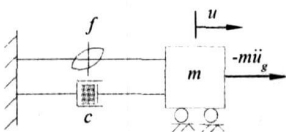


图 3 单自由度结构模型

观测噪声定义为  $v_k \sim \mathcal{N}(0, P_v)$  和  $n_k \sim \mathcal{N}(0, P_n)$ , 这里  $P_v = 0.001 * \text{diag}(0.001, 0.001, 0.005, 2, 0.2, 0.1)$ ,  $P_n = 0.1$ .

表 1 初始值 ( $x \sim N(x_0, \sigma_0^2)$ )

$x$	$u$	$f$	$k$	$c$	$\alpha$	$\beta$
$x_0$	0	0	19.6	0.056	1.6	0.8
$\sigma_0^2$	$10^2$	$10^2$	$245^2$	$0.7^2$	$20^2$	$10^2$

比较 EKF 和 SVD-UKF 估计方法的对非线性滞回结构参数的识别结果见图 5 (没有损伤情况, 测量噪声水平  $\nu = 5\%$ )。可以看出, SVD-UKF 方法以很快的收敛速度, 并且在不同水平复杂程度上 SVD-UKF 方法都取得了比 EKF 更好的识别效果。

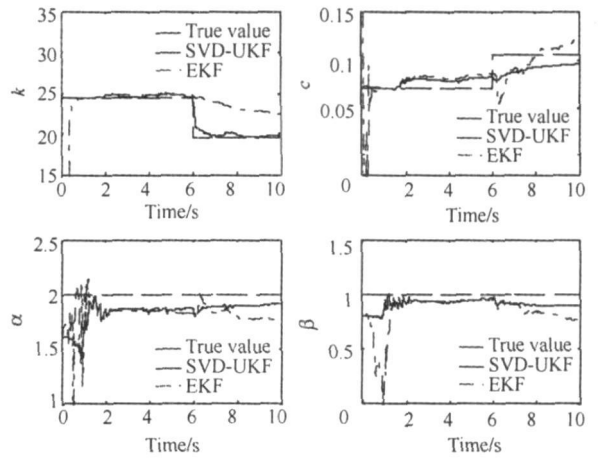


图 6 单自由度滞回结构具有突变的参数 ( $k, c, \alpha, \beta$ ) 识别

SVD-UKF 有效的跟踪了结构参数和他们的变化, 并且识别效果比 EKF 方法要好。

为了进一步分析 SVD-UKF 的解决病态数据的优越性, 下面就三种方法对不同噪声和初始值假设情况下的参数识别进行分析. 结构参数为  $m = 1\text{kg}$ ,  $k = 24.5\text{kN/m}$ ,  $c = 0.07\text{kNs/m}$ ,  $\alpha = 2$ ,  $\beta = 3$ ,  $n = 2$ . 为了考查噪声的影响, 对动力信号叠加零均值的白噪声, 声噪比 (SNR) 定义为  $\text{SNR} = \sigma_s^2 / \sigma_n^2$ ,  $\sigma_s^2$  和  $\sigma_n^2$  分别是信号和噪声的标准差. 同时定义  $P_0 = 0.001I_{6 \times 6}$ , 这里  $I$  是单位矩阵. 采用 IBM P4 2.66GHz 分别对三种方法进行分析, 识别结果见表 2。

从第一和第二种情况下 UKF 和 EKF 方法的识别结果都没 SVD-UKF 方法好. 主要是因为这两种情况的系统和测量噪声都很小, 而且初始值的设置也远离实际值. 通常这种情况下都会出现条件数很大的误差协方差矩阵, 因而导致程序的不收敛. 这也说明了传统的 UKF 和 EKF 方法对噪声和初始值都要比 SVD-UKF 方法要灵敏. 第三种情况下, 当 EKF 和 UKF 不遭遇协方差的病态条件时, SVD-UKF 和 UKF 识别结果几乎没有区别。

从本文的数值计算中可以看出, 在实际执行中, 当没有过程噪声或测量噪声时, 这会很容易导致 UKF 和 EKF 的协方差矩阵的条件数很大 (病态矩阵), 因此会导致 UKF 和 EKF 方程运算上的一些数值困难, 比如协方差矩阵的非负特性可能会被破坏. 从而出现待识别参数向真实值的错误收敛或速度很慢. 此外还可以发现, 相对 SVD-UKF 而言 UKF 和 EKF 对初始值更敏感. 当 UKF 不遭遇协方差的病态条件时, SVD-UKF 和 UKF 几乎没有区别。

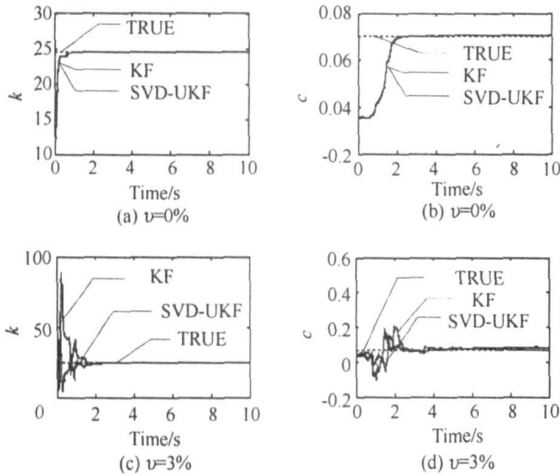


图 4 单自由度线性结构的识别参数  $k$  和  $c$

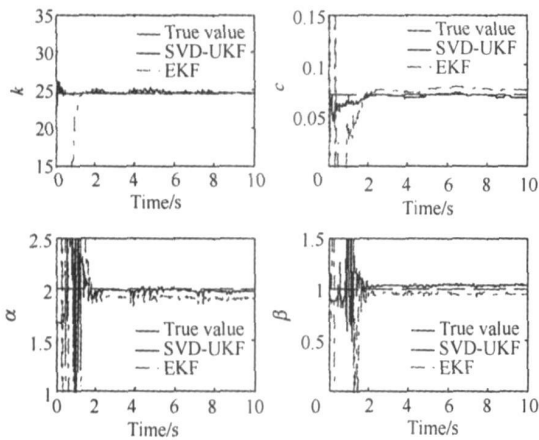


图 5 单自由度滞回结构的参数 ( $k, c, \alpha, \beta$ ) 识别

为了验证 SVD-UKF 方法的在线跟踪识别能力, 假设结构损伤发生在从 6s 到 10s 的时间间隔, 损伤发生时刚度突然从 24.5 缩减到 19.6、阻尼突然从 0.07 增加到 0.105. 基于所提出算法的识别结果 (测量噪声水平  $\nu = 3\%$ ) 如图 6 所示, 作为对比, 图 6 中也显示了 EKF 识别的结果. 从图 6 可以看出

表 2 不同情况下的识别结果

算法	$k$	$c$	$\alpha$	$\beta$	时间/s
(1) 初始值 = 0.01 * 实际值, $P_0 = 0.001 * P_*$ , 无噪声					
EKF	—	—	—	—	$\infty$
UKF	—	—	—	—	$\infty$
SVD-UKF	24.45	0.073	2.03	3.05	2.2
(2) 初始值 = 0.1 * 实际值, $P_0 = 0.01 * P_*$ , $SNR = 0.01$					
EKF	—	—	—	—	$\infty$
UKF	24.51	0.073	1.98	3.03	2.1
SVD-UKF	24.50	0.074	2.01	3.02	2.4
(3) 初始值 = 0.6 * 实际值, $P_0 = 5P_*$ , $SNR = 0.05$					
EKF	24.94	0.080	2.06	3.08	1.6
UKF	24.54	0.077	2.03	3.06	2.1
SVD-UKF	24.55	0.076	2.02	3.06	2.4

## 5 结 论

本文提出的基于奇异值分解的 unscented 卡尔曼滤波(SVD-UKF)方法, 该方法在识别和跟踪具有相当复杂度的结构的参数及其突变方面比 EKF 有更好的精确度, 适用于对非线性结构的在线损伤识别。此外, 从本文的研究中可以看出 SVD-UKF 方法比 UKF 方法在数值计算鲁棒性和适应性方面有所改进。

## 参 考 文 献

- [1] Lin J W, Betti R, Smyth A W, et al. Online identification of nonlinear hysteretic structural systems using a variable trace approach[J]. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 2001, 30: 1279-1303.
- [2] Smyth A W, Masri S F, Chassiakos A G, et al. Online parametric identification of MDOF nonlinear hysteretic systems [J]. *ASCE J Engrg Mech*, 1999, 125(2): 133-142.
- [3] Hoshiya M, Saito E. Structural identification by extended kalman filter[J]. *Journal of Engineering and Mechanics*, 1984, 110(12): 1756-1772.
- [4] Takimoto M, Hoshiya M. Identification of nonlinear structures by the Kalman filter[J]. *Journal of Structural Mechanics and Earthquake Engineering*, 1997, 38: 179-187.
- [5] Sato T, Takei K. Real time robust algorithm for structural system with time-varying dynamic characteristics[C]// Proc Of SPIE's Symposium on Smart Structures and Materials. San

Diego, California, USA, 1997: 393-404.

- [6] Sato T, Qi K. Adaptive  $H_\infty$  filter: its application to structural identification[J]. *J. Engineering Mechanics*, 1998, 124(11): 1233-1240.
- [7] Tang H, Sato T. Structural damage detection using the neural network and  $H_\infty$  algorithm[C]// Health Monitoring and Smart Nondestructive Evaluation of Structural and Biological Systems III, Proceedings of SPIE 2004, 5394: 454-463.
- [8] Sato T, Kaji K. Adaptive monte carlo filter and structural identification[C]// Proceedings of International Conference on Monte Carlo Simulation, Monaco, 2000, 441-447.
- [9] Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the kalman filter to nonlinear systems[C]// Proc of AeroSense: The 11th Int. Symp on Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls, Orlando, Florida, 1997.
- [10] Eric A W, Rudolph van der M, Alex T N. Dual estimation and the unscented transformation[M]. MIT Press.
- [11] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(3): 477-482.
- [12] Wan E A, Rudolph van der M. Kalman filtering and neural network[M]. Wiley Publishing.
- [13] De Freitas J F G, Niranjan M, Gee A H, et al. Sequential monte carlo methods for optimization of neural network models [R]. Technical Report CUES/F-INFENG/TR-328 Dept of Engineering, University of Cambridge, 1998.
- [14] Wen Y K. Method for random vibration of inelastic structures [J]. *Appl Mech Rev*, 1989, 42(2): 39-52.
- [15] Levy H, Baggott E A. Numerical solutions of differential equations[M]. INC, New York: Dover Publications, 1950.

equation and dynamic governed equation of the structural system are established by means of the interval finite element method. The interval finite element governing equations are solved by the Monte Carlo method. And the dynamic characteristics, dynamic displacement responses and dynamic stress responses are obtained. A modified Monte Carlo method is presented for improving the traditional Monte Carlo method. The numerical examples illustrate the feasibility and validity of the method.

**Keywords:** *uncertainty, interval analysis, dynamic characteristics analysis, dynamic responses analysis, monte carlo method.*

## Coupled Chemo-Elastoplastic-Damage Constitutive Model of Concrete at High Temperature and Failure Analysis

*Li Rongtao*<sup>1,2</sup> *Li Xikui*<sup>1</sup>

(The State Key Laboratory for Structural Analysis of Industrial Equipment, Dalian University of Technology, 116024, Dalian, China)<sup>1</sup>

(College of Civil and Architectural Engineering, Dalian University, 116622, Dalian, China)<sup>2</sup>

**Abstract:** A coupled elastoplastic-damage constitutive model taking chemo-induced material elastoplastic-damage effects into account to simulate coupled chemo-thermo-hydro-mechanical behavior in concretes at high temperature, is proposed. A three-step operator split algorithm for the integration of the rate coupled constitutive equations is developed. Consistent tangent modulus matrices for coupled chemo-thermo-hydro-mechanical analysis are derived to preserve the quadratic rate of convergence of the Newton iterative procedure for fulfilling the global equations governing the coupled process. The numerical results illustrate the performance of the proposed constitutive model in reproducing coupled chemo-thermo-hydro-mechanical behavior in concretes in fire and thermal radiation.

**Keywords:** *chemo-elastoplastic-damage, coupled constitutive model, consistent algorithm, concrete, high temperature.*

## SVD-Unscented Kalman Filter for Nonlinear Structural System Identification

*Xie Qiang*<sup>1</sup> *Tang Hesheng*<sup>1</sup> *Di Yuan*<sup>3</sup>

(Department of Structural Engineering, Tongji University, 200092, Shanghai, China)<sup>1</sup>

(Department of Mechanics and Engineering Science, Peking University, 100871, Beijing, China)<sup>2</sup>

**Abstract:** A singular value decomposition based on derivative-free Kalman filter (SVD-UKF) method for the identification of nonlinear hysteretic structural systems is put forward, which considered as an improved algorithm of unscented Kalman filter (UKF), with improvements in robustness and flexibility over the UKF techniques. This method enables to avoid the derivation of Jacobians for Extended Kalman filter (EKF), and overcome the drawbacks of the UKF method often encountering ill-conditioned problems in covariance calculation. The simulation results for identifying the parameters and the abrupt changes of a nonlinear system demonstrate the robustness and flexibility of the proposed methodology.

**Keywords:** *SVD, unscented kalman filter, kalman filter, nonlinear, system identification.*