

基于改进 IMK 恢复力模型的 钢筋混凝土柱参数识别与应用

郭玉荣^{1,2†}, 龙沐恩¹

(1. 湖南大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410082;

2. 建筑安全与节能教育部重点实验室(湖南大学), 湖南 长沙 410082)

摘要:提出了一种利用钢筋混凝土柱拟静力试验数据识别改进 IMK 模型骨架曲线参数, 进而提高钢筋混凝土框架结构非线性模拟精度的方法. 通过引入可抗差的基于奇异值分解的无迹卡尔曼滤波算法(抗差 SVD-UKF 算法), 抑制观测值粗差对参数识别的影响, 采用粒子群算法对初始协方差矩阵、过程噪声矩阵和测量噪声矩阵进行自动寻优, 在 MATLAB 中实现了柱滞回特征正负向对称与非对称两种情况下改进 IMK 恢复力模型骨架曲线参数的识别. 钢筋混凝土柱实测滞回曲线的模型骨架曲线参数识别结果及其在框架结构非线性模拟中的应用结果验证了本文方法的有效性.

关键词:恢复力模型; 滞回特征; 参数识别; 抗差 SVD-UKF 算法; 粒子群算法

中图分类号: TU317

文献标志码: A

Parameter Identification and Application of Reinforced Concrete Column Based on Modified Ibarra–Medina–Krawinkler Hysteretic Model

GUO Yurong^{1,2†}, LONG Muen¹

(1. College of Civil Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Key Laboratory of Building Safety and Energy Efficiency(Hunan University),
Ministry of Education, Changsha 410082, China)

Abstract: A method for identifying the backbone curve parameters of the modified Ibarra–Medina–Krawinkler (IMK) model by using quasi-static test data of reinforced concrete columns and thus improving the simulation accuracy of reinforced concrete frame structures is proposed in this paper. In this method, a robust unscented Kalman filtering algorithm based on singular value decomposition(robust SVD-UKF algorithm) is introduced to suppress the influence of gross error of the observation on the parameter identification, and the particle swarm optimization algorithm is adopted to automatically optimize the initial covariance matrix, the process and measurement noise matrices. The identification of backbone curve parameters of the modified IMK model is realized using MATLAB, in which the symmetric and asymmetric hysteresis behavior of the columns in the positive and negative direction is considered. The effectiveness of the proposed method is verified by model backbone curve parameter identification based on the measured hysteretic curves of reinforced concrete columns and its application in the nonlinear simulation of frame struc-

* 收稿日期:2019-09-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51878259, 51161120360, 91315301-09), National Natural Science Foundation of China(51878259, 51161120360, 91315301-09)

作者简介: 郭玉荣(1970—), 男, 浙江青田人, 湖南大学教授, 博士生导师

† 通信联系人, E-mail: yuronguo@hnu.edu.cn

tures.

Key words: hysteretic model; hysteretic behavior; parameter identification; robust SVD-UKF algorithm; particle swarm optimization algorithm

钢筋混凝土框架结构的地震响应混合模拟^[1]及其抗倒塌性能的分析,需要可有效模拟钢筋混凝土构件滞回特征^[2]的恢复力模型及准确的模型参数.塑性铰模型是框架结构非线性模拟常采用的一种模型,它不仅反映构件的力学特征,还与构件的材料、约束状况及空间布局密切相关.几十年以来,塑性铰模型已有了飞速发展,Clough 等^[3]开发了双线性模型;Wen^[4]提出了光滑的塑性铰模型;Takeda 等^[5]开发了三线性塑性铰模型.但是上述常见模型不能充分考虑构件在循环往复荷载作用下的刚度和强度退化,影响了整体结构模拟分析的精确性.Ibarra 等^[6-7]开发了复杂的塑性铰模型即改进的 IMK (Ibarra-Medina-Krawinkler)模型.改进 IMK 模型作为一种以三折线为骨架曲线的塑性铰模型,引入了基于能量耗散的退化参数 β ,考虑了构件在往复荷载作用下的多种刚度和强度退化,相对于其他塑性铰模型,能够较好地模拟钢筋混凝土梁柱的滞回特征进行有效模拟.但根据模型经验公式直接计算的改进 IMK 模型骨架曲线参数可能会存在明显的误差,从而影响框架结构地震响应模拟精度或导致结构抗倒塌性能分析产生较大误差,因此,在选择恢复力模型之后,模型参数的准确度成为影响结构体系模拟精度的主要因素之一.为此,本文提出一种结合拟静力试验的混合模拟方法,先从框架结构中选取部分关键构件进行拟静力试验,然后基于构件实测滞回曲线对构件恢复力模型骨架曲线参数进行识别,最后将识别的参数用于更新结构中相同构件的恢复力模型参数,并进行整体结构非线性数值模拟.在这一混合模拟方法中,模型参数识别是最关键的环节之一.

目前在土木工程领域广泛使用的参数识别方法主要有最小二乘估计法 (Least Square Estimation, LSE)、扩展卡尔曼滤波法 (Extended Kalman Filter, EKF) 和无迹卡尔曼滤波法 (Unscented Kalman Filter, UKF)^[8],其中 UKF 算法以其高效性成为非线性参数识别的常用方法.但 UKF 方法在实际运用时仍存在一些局限性,系统状态先验信息矩阵会因为观测粗差、系统噪声等不确定的因素失去正定性,中断滤波

进程,观测粗差等因素还会影响滤波过程,影响收敛速度和识别结果;此外,在 UKF 方法中初始协方差矩阵及过程噪声和测量噪声矩阵的确定较为繁琐,但它们的取值却又决定着参数识别的准确性.基于此,本文运用可抗差的基于奇异值分解的无迹卡尔曼滤波算法 (robust unscented Kalman filtering algorithm based on singular value decomposition, 抗差 SVD-UKF 算法)^[9]来解决状态先验信息矩阵失去正定性的问题并抑制粗差等对滤波过程的影响,并通过粒子群算法对初始协方差矩阵及过程噪声矩阵和测量噪声矩阵进行自动寻优,采用 MATLAB 实现了改进 IMK 恢复力模型骨架曲线参数的识别.通过基于陆新征等的框架柱拟静力试验数据^[10]的模型参数识别以及对其整体框架结构拟静力试验结果^[11]的模拟对比,来验证本文方法的有效性.

1 改进的 IMK 恢复力模型

改进的 IMK 恢复力模型是一种用塑性铰来模拟梁柱构件非线性行为的恢复力模型,它采用三折线骨架曲线 (如图 1 所示),其骨架曲线形状由 5 个参数 EI_y 、 $\theta_{cap,pl}$ 、 θ_{pc} 、 M_y 、 M_c/M_y 确定,参数的计算如式 (1)~式 (5)^[12]所示,其循环能量耗散能力 λ 的计算如公式 (6) 所示.

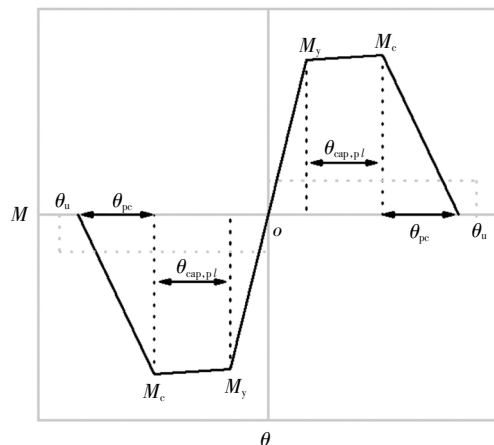


图 1 改进 IMK 恢复力模型的骨架曲线

Fig.1 Backbone curve of the modified IMK hysteretic model

$$\frac{EI_y}{EI} = 0.065 + 1.05 \left[\frac{P}{A_g f_c'} \right], 0.2 \leq \frac{EI_y}{EI} \leq 0.6 \quad (1)$$

$$M_y = b d^3 \phi_y \left\{ E_c \frac{k_y^2}{2} (0.5(1+\delta') - \frac{k_y}{3}) + \frac{E_s}{2} [(1-k_y)\rho + (k_y-\delta')\rho' + \frac{\rho_y}{6}(1-\delta')](1-\delta') \right\} \quad (2)$$

$$\theta_{cap,pl} = 0.12(1+0.55a_{sl}) (0.16)^{\nu} (0.02+40\rho_{sh})^{0.43} \times (0.54)^{0.01c_{unis} f_c'} (0.66)^{0.1s_s} (2.27)^{10.0\rho} \quad (3)$$

$$\theta_{pc} = (0.76)(0.031)^{\nu} (0.02+40\rho_{sh})^{1.02} \leq 0.10 \quad (4)$$

$$M_c/M_y = 1.13 \quad (5)$$

$$\lambda = (170.7)(0.27)^{\nu} (0.10)^{s_{ld}} \quad (6)$$

式中： EI_y 为割线模量； $\theta_{cap,pl}$ 为塑性转角； θ_{pc} 为峰值后转角； M_y 为屈服弯矩值； M_c/M_y 为屈服后硬化刚度； $P/A_g f_c'$ 、 ν 均为轴压比； ϕ_y 和 k_y 为由构件基本信息计算出的参数，在此不作展开； $\delta' = d'/d$ ， d' 为受压区边缘到受压钢筋中心的距离； s 为塑性铰区的箍筋间距； a_{sl} 为纵向钢筋滑移系数（考虑取 1，不考虑取 0）； s_n 为钢筋屈曲系数， $s_n = (s/d_b)(f_y/100)^{0.5}$ ， d_b 为纵筋直径， f_y 为纵筋屈服强度； f_c' 为混凝土轴心抗压强度，单位为 MPa； c_{unis} 是单位换算量，当 f_c' 的单位为 MPa 时 c_{unis} 取 1； ρ_{sh} 为柱塑性铰区的横向钢筋面积比； ρ 为纵筋配筋率； b 和 d 分别为柱横截面的宽度和高度。

2 无迹卡尔曼滤波算法

2.1 标准 UKF 算法

2.1.1 时间预测

利用第 $K-1$ 步状态向量构造一组总数为 $2L+1$ 的 sigma 点集， L 为状态量的维度， X 在本文中为待识别的参数 K_1, K_2, K_3, f_y, f_p 和恢复力 r 组成的状态向量：

$$\chi_{k-1|k-1}^0 = X_{k-1|k-1} \quad (7)$$

$$\chi_{k-1|k-1}^i = X_{k-1|k-1} + (\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1|k-1}})_i, i=1, 2, \dots, L \quad (8)$$

$$\chi_{k-1|k-1}^i = X_{k-1|k-1} - (\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1|k-1}})_{i-L}, i=L+1, \dots, 2L \quad (9)$$

其中 $(\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1|k-1}})_i$ 是矩阵平方根 $\sqrt{(L+\lambda)P_{k-1|k-1}}$ 的第 i 列。

将 sigma 点集通过状态转移函数映射到新的 sigma 点集，本文中状态转移函数为通过输入位移增量及上一时步状态向量计算得出的下一时步状态向量：

$$\chi_{k|k-1}^i = f(\chi_{k-1|k-1}^i), i=0, 1, \dots, 2L \quad (10)$$

新的 sigma 点集用于预测状态的估计值和协方差：

$$\hat{X}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} \omega_s^i \chi_{k|k-1}^i \quad (11)$$

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} \omega_c^i (\chi_{k|k-1}^i - \hat{X}_{k|k-1})(\chi_{k|k-1}^i - \hat{X}_{k|k-1})^T + Q \quad (12)$$

其中权重公式：

$$\omega_s^0 = \frac{\lambda}{L+\lambda}, \omega_c^0 = \frac{\lambda}{L+\lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta, \omega_s^i = \omega_c^i = \frac{\lambda}{2(L+\lambda)},$$

$$\lambda = \alpha^2(L+\kappa) - L.$$

正常取值： $\alpha = 10^{-3}, \kappa = 0, \beta = 2.$

2.1.2 量测更新

构造总数为 $2L+1$ 的 sigma 点集：

$$\chi_{k|k-1}^0 = X_{k|k-1} \quad (13)$$

$$\chi_{k|k-1}^i = X_{k|k-1} + (\sqrt{(L+\lambda)P_{k|k-1}})_i, i=1, 2, \dots, L \quad (14)$$

$$\chi_{k|k-1}^i = X_{k|k-1} - (\sqrt{(L+\lambda)P_{k|k-1}})_{i-L}, i=L+1, \dots, 2L \quad (15)$$

其中 $(\sqrt{(L+\lambda)P_{k|k-1}})_i$ 是矩阵平方根 $\sqrt{(L+\lambda)P_{k|k-1}}$ 的第 i 列。

将 sigma 点集通过观测函数映射到新的 sigma 点集，即恢复力的点集：

$$\gamma_k^i = h(\chi_{k|k-1}^i), i=0, 1, \dots, 2L \quad (16)$$

加权新的 sigma 点集用于预测观测的估计值(恢复力值)和协方差矩阵：

$$\hat{Z}_k = \sum_{i=0}^{2L} \omega_s^i \gamma_k^i \quad (17)$$

$$P_{Z,Z} = \sum_{i=0}^{2L} \omega_c^i (\gamma_k^i - \hat{Z}_k)(\gamma_k^i - \hat{Z}_k)^T + R \quad (18)$$

状态测量的协方差矩阵用于计算卡尔曼增益：

$$P_{X,Z} = \sum_{i=0}^{2L} \omega_c^i (\chi_{k|k-1}^i - \hat{X}_{k|k-1})(\gamma_k^i - \hat{Z}_k)^T \quad (19)$$

$$K_k = P_{X,Z} P_{Z,Z}^{-1} \quad (20)$$

估计更新使用卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)的线性组合思想，得到第 K 步的最优估计 ($K_1, K_2, K_3, f_y, f_p, r$) 和协方差矩阵：

$$\hat{X}_{k|k} = \hat{X}_{k|k-1} + K_k(Z_k - \hat{Z}_k) \quad (21)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{Z,Z} K_k^T \quad (22)$$

2.2 抗差 SVD-UKF 算法

在观测粗差、计算机截断误差等因素的干扰下，状态协方差矩阵可能会失去正定性，导致无损变换(Unscented Transformation, UT)中的 Cholesky 分解失

效. 本文采用 SVD 分解生成 sigma 点集, 之后在 UKF 算法中通过抗差因子调节噪声矩阵来抑制观测粗差等因素对滤波过程的影响, 该算法的流程图如图 2 所示.

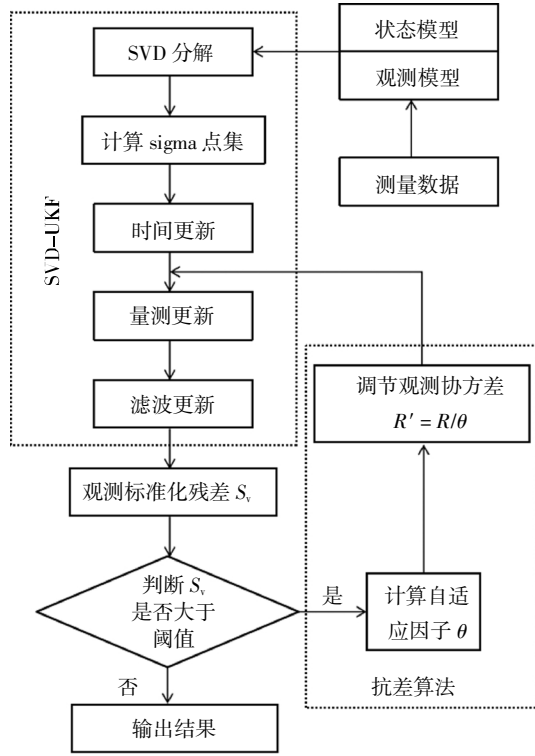


图 2 基于 SVD 分解的抗差 UKF 算法
Fig.2 Robust UKF algorithm based on SVD

2.2.1 抗差模型

抗差因子将观测值作为考量因素引入滤波过程中, 起到动态调整测量噪声的作用. 采用观测残差构建抗差因子, 抗差因子 θ_k 的表达式与 IGGIII 函数的形式相似, 其表达式如下:

$$\theta_k = \begin{cases} 1, s_{vk} < k_0 \\ \frac{k_0}{s_{vk}} \times \left[\frac{k_1 - s_{vk}}{k_1 - k_0} \right], k_0 \leq s_{vk} \leq k_1 \\ 10^{-30}, s_{vk} > k_1 \end{cases} \quad (23)$$

$$s_{vk} = |v_k - \bar{v}_k| / \sigma_k \quad (24)$$

式中: k_0, k_1 为阈值参数, k_0 通常取 1.0 ~ 2.0, k_1 取 3.0 ~ 8.5, 本文中 k_0 取 1, k_1 取 3; v_k 为当前步观测值与估计值的残差; \bar{v}_k 为当前步观测值与估计值残差的均值; s_{vk}, σ_k 分别为当前步观测值与估计值残差的标准化和观测值与估计值残差的样本标准差.

2.2.2 SVD 分解与观测协方差矩阵的调整

为了解决在异常情况下状态协方差矩阵失去正定性而无法使用 Cholesky 分解的问题, 引入 SVD 分解计算 sigma 点集, 计算公式如下:

$$\text{SVD}(P_{k-1}) = [U, D, V] \quad (25)$$

$$C = U\sqrt{(L + \lambda)D} \quad (26)$$

$$\chi_{k-1} = [\hat{x}_{k-1|k-1}, \hat{x}_{k-1|k-1} - C, \hat{x}_{k-1|k-1} + C] \quad (27)$$

在计算预测观测协方差矩阵时引入残差因子, 调节测量噪声来抑制观测粗差的影响:

$$\bar{P}_{Z,Z} = \sum_{i=0}^{2L} \omega_c^i (\gamma_k^i - \hat{Z}_k)(\gamma_k^i - \hat{Z}_k)^T + R/\theta_k \quad (28)$$

2.2.3 粒子群算法的自动寻优

粒子群算法是模拟鸟群随机搜寻食物的捕食行为, 鸟群通过自身经验和种群之间的交流调整自己的搜寻路径, 从而找到食物最多的地点, 其中每只鸟的位置为自变量组合, 每次到达地点的食物密度即为函数值. 每次搜寻都会根据自身经验(自身历史搜寻的最优地点)和种群交流(种群历史搜寻的最优地点)调整自身的搜寻方向和速度, 这称为跟踪极值, 从而找到最优解. 粒子群算法的流程图如图 3 所示.

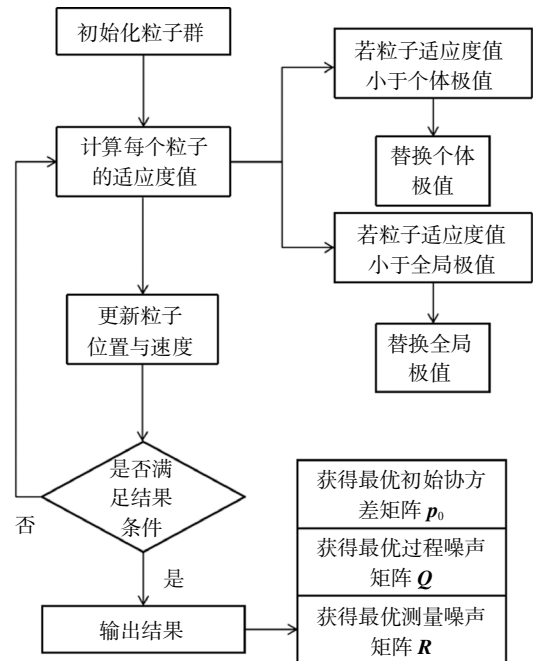


图 3 粒子群算法流程
Fig.3 Particle swarm optimization algorithm flow

本文中定义粒子的位置为初始协方差矩阵的每个元素以及过程噪声和测量噪声矩阵的每个元素, 即相当于构造了一个 N 维的空间, 并让鸟群在这个 N 维空间中搜寻使适应度函数取值最小的坐标解, 适应度函数为在每一个粒子自变量组合经过 SVD-UKF 算法识别参数后, 由识别参数计算所得的每个恢复力值与相应试验值的残差平方和, 残差平方和越大表示识别的结果越不可靠, 反之则识别结果越可靠, 也即粒子自身包含的自变量组合的取值越合

理. 状态转移方程是表示粒子由当前时刻至下一时刻的位置变化方式, 状态转移方程如下:

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i(t) - x_i(t)) + c_2 r_2 (g(t) - x_i(t)) \quad (29)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (30)$$

式中: c_1 、 c_2 均为学习因子; ω 为惯性权重; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 内的随机常数; $p_i(t)$ 为个体极值; $g(t)$ 为种群极值.

2.2.4 抗差 SVD-UKF 算法抗差效果分析

基于改进 IMK 三折线模型的 MATLAB 仿真, 以表 1 参数为仿真参数值, 通过输入位移峰值依次为 4、10、15、20、25、30、40、45、55 mm 以及各级位移峰值循环两圈的加载序列, 计算得到恢复力序列, 之后为检验抗差效果将两类异常观测引入仿真结果.

1) 单点异常: $N(0, 2Z(i)^2)$ (均值为 0, 方差为 $2Z(i)^2$) 的单点随机误差, 其中 $Z(i)$ 为当前恢复力值.

2) 连续段异常: $N(0, 2Z(i)^2)$ 的连续段随机误差.

表 1 改进 IMK 模型骨架曲线参数仿真值

Tab.1 Simulation values of the modified IMK model backbone curve parameters

参数名	$K_1/(kN \cdot m^{-1})$	$K_2/(kN \cdot m^{-1})$	$K_3/(kN \cdot m^{-1})$	f_y/kN	f_p/kN
仿真值	5 500	370	-400	34.5	36.5

仿真结果加入异常后的观测值如图 4 所示, 之后分别采用未抗差的 UKF 算法及抗差的 SVD-UKF 算法对加入异常的观测恢复力值进行滤波, 滤波过程如图 5 所示.

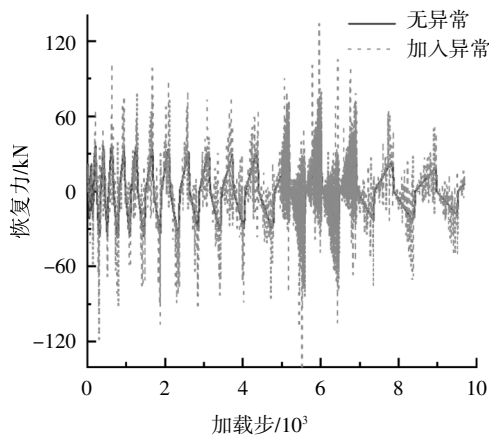


图 4 仿真结果加入异常后的观测值

Fig.4 Observations after adding anomalies

图 6 为在引入单点异常后截取的 2 000~4 000 加载步的滤波过程图. 由图 6 可见, 抗差算法的滤波过程跟真实值基本吻合, 而未抗差算法的滤波过程受到单点异常影响而出现了偏离.

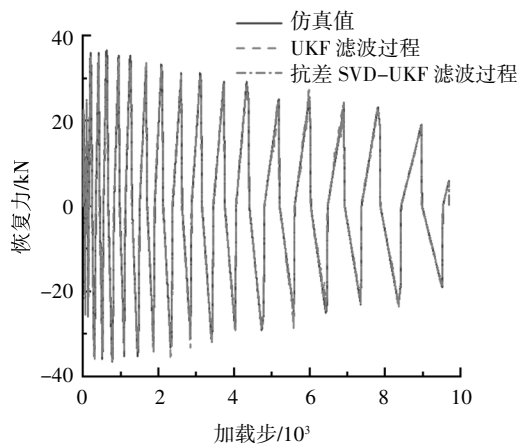


图 5 两种算法对异常观测值的滤波过程

Fig.5 Filtering process of abnormal observations by two algorithms

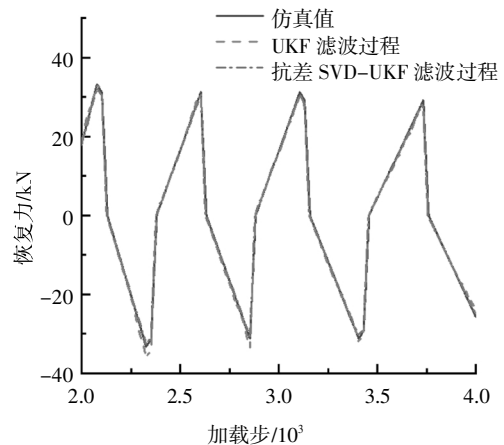


图 6 滤波过程的 2 000~4 000 加载步恢复力时程对比

Fig.6 Comparison of restoring force time history of 2 000 to 4 000 loading steps in the filtering process

图 7 为在 5 000~7 000 加载步引入连续段随机

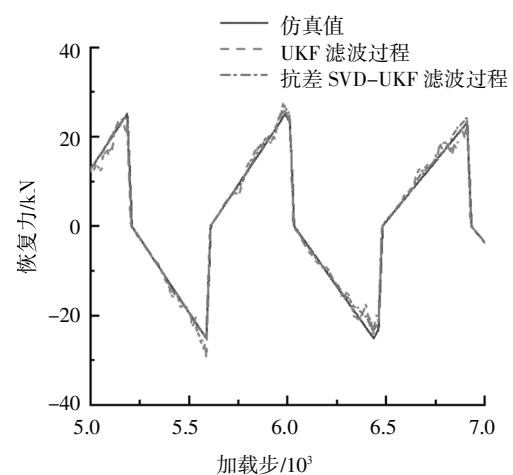


图 7 滤波过程的 5 000~7 000 加载步恢复力时程的对比

Fig.7 Comparison of restoring force time history of 5 000 to 7 000 loading steps in the filtering process

误差后截取的 5 000~7 000 加载步的滤波过程图. 由图 7 可知,抗差算法的滤波过程跟真实值基本吻合,而未抗差算法的滤波过程受到了连续段异常的影响而出现了较大波动.

可见,在两种异常的影响下抗差 SVD-UKF 算法拥有较强的鲁棒性与吻合程度.

3 低周反复荷载下钢筋混凝土柱的骨架曲线参数识别

3.1 试验概况

本文试验实测数据采自陆新征等^[10-11]钢筋混凝土框架结构拟静力倒塌试验研究,试验包括一榀 3 层 3 跨整体框架的拟静力试验和一些关键构件的拟静力试验. 关键构件包括底层边柱和中柱各两个试件,层一的边节点和中节点各一个试件,本节参数识别选用了其中边柱 A 和中柱 C 的试验数据. 边柱 A 和中柱 C 的几何尺寸和配筋如图 8 所示,其中中柱角筋直径为 10 mm,钢筋材料参数如表 2 所示,混凝土强度和对柱子施加的轴力如表 3 所示. 柱子拟静力试验的加载路径如下.

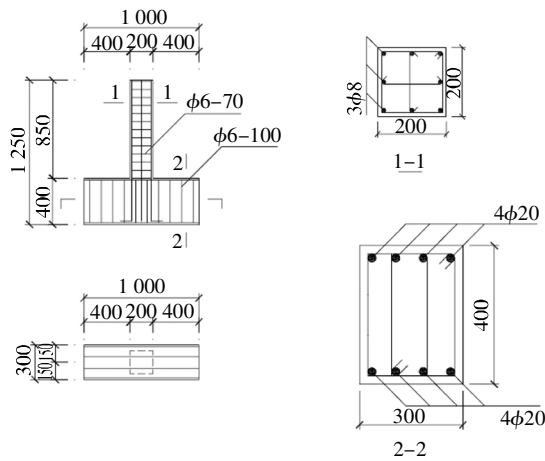


图 8 柱的尺寸配筋图

Fig.8 Column dimensions and reinforcement detailing

表 2 钢筋材料参数

Tab.2 Material parameters of rebar

钢筋类别	弹性模量/MPa	屈服强度/MPa	屈服应变	极限强度/MPa
圆 6	203 941	441	0.002 2	529
圆 8	289 850	582	0.002	855
圆 10	265 433	481	0.002	745

表 3 混凝土强度和竖向轴力

Tab.3 Concrete strength and axial force

试件编号	$f_{cu,150}$ /MPa	试验竖向轴力/kN
边柱 A	31.1	141
中柱 C	30.1	256

边柱 A 试验中首先施加柱端竖向荷载至试验轴压比,然后以水平荷载控制加载 10 kN/级至 30 kN,各级荷载循环一圈.此后以水平加载点位移控制加载,所加水平位移峰值分别为 10、15、20、25、30、37.5、45、55 mm,各级位移循环两圈.

中柱 C 试验中首先施加柱端竖向荷载至试验轴压比,之后以水平荷载控制加载 10 kN/级至 40 kN,各级荷载循环一圈.此后以水平加载点位移控制加载,所加水平位移峰值依次为 10、15、20、25、30、37.5、45、55 mm,各级位移循环两圈.

3.2 基于柱试验结果的改进 IMK 对称模型参数识别

本文采用抗差 SVD-UKF 算法,在 MATLAB 中编写了识别改进 IMK 对称模型骨架曲线参数的程序,识别参数包括弹性刚度 K_1 、硬化刚度 K_2 、退化刚度 K_3 、屈服力 f_y 和极限力 f_p 这 5 个参数.在后续的滞回曲线对比中,试验结果为柱子拟静力试验的实测滞回曲线;初始结果是指通过公式(1)~(6)计算得出改进 IMK 模型参数值后,依据柱子的位移加载路径计算得到的滞回曲线;以初始结果中计算得到的模型参数为参数识别的初始值,识别出 5 个待识别参数后,依据柱子的位移加载路径计算得到的滞回曲线称为识别结果.

边柱 A 的改进 IMK 模型骨架曲线参数的初始值和识别值对比如表 4 所示.用初始值和识别值分别计算出柱子的滞回曲线,边柱 A 计算滞回曲线和试验滞回曲线的对比分别如图 9 和图 10 所示,与初始结果相比,识别结果与试验结果吻合较好,也即通过参数识别提高了模型参数的准确度.

表 4 边柱 A 的改进 IMK 模型骨架曲线参数初始值和识别值对比

Tab.4 Initial and identified values of backbone curve parameters of the modified IMK model of side column A

值	$K_1/(N \cdot m^{-1})$	$K_2/(N \cdot m^{-1})$	$K_3/(N \cdot m^{-1})$	f_y/N	f_p/N
初始值	7 834 110	332 749	-527 984	37 739	42 645
识别值	6 417 517	378 264	-411 276	35 049	38 003

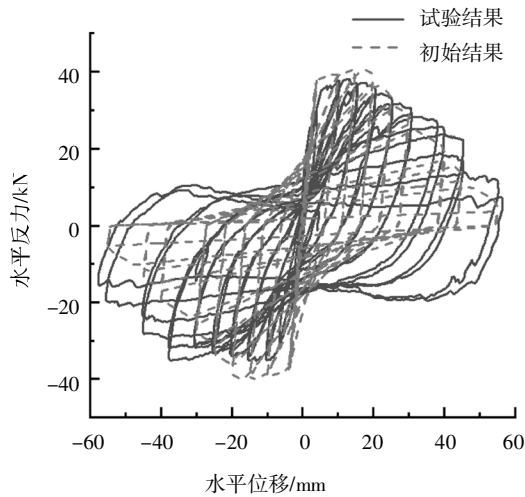


图9 边柱 A 滞回曲线试验结果与初始结果对比

Fig.9 Comparison of test and initial hysteresis of side column A

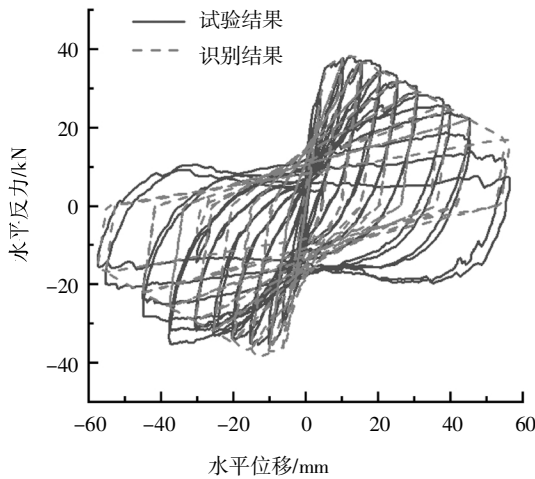


图 10 边柱 A 滞回曲线试验结果与识别结果对比

Fig.10 Comparison of test and identified hysteresis of side column A

图 11 为边柱 A 的试验结果、识别结果和初始结果的滞回环面积对比。由图 11 的滞回环面积数据计算得到边柱 A 的识别结果滞回环总面积与试验结果滞回环总面积相差 8.15%，边柱 A 初始结果滞回环总面积与试验结果滞回环总面积相差 15.77%。从滞

回环总面积差来看,与初始参数相比,采用识别参数可以更好地模拟柱构件的滞回曲线。

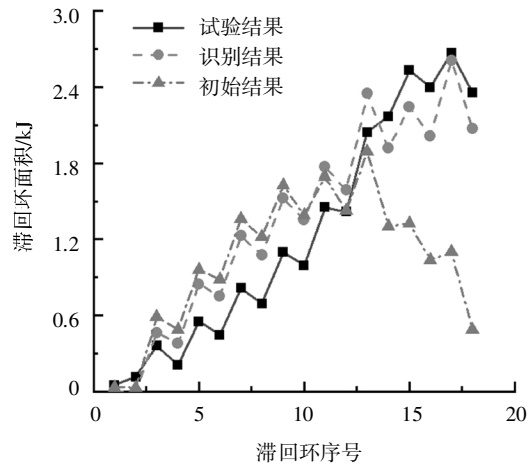


图 11 边柱 A 的滞回环面积对比

Fig.11 Comparison of hysteresis loop area of side column A

3.3 基于柱试验结果的改进 IMK 非对称模型参数识别

在上述识别方法中,通过修改 MATLAB 中的程序,实现了改进 IMK 非对称模型骨架曲线参数的识别。

中柱 C 的改进 IMK 模型骨架曲线参数初始值和识别值对比如表 5 所示。用初始值和识别值分别计算出柱子的滞回曲线,计算滞回曲线和试验滞回曲线的对比分别如图 12 和图 13 所示。与初始结果相比,识别结果与试验结果吻合较好,也即通过参数识别提高了模型参数的准确度。

图 14 为中柱 C 试验结果、识别结果和初始结果的滞回环面积对比。由图 14 的滞回环面积数据计算得到识别结果滞回环总面积与试验结果滞回环总面积相差 26.03%,初始结果滞回环总面积与试验结果滞回环总面积相差 31.79%。可见,与初始参数相比,采用识别参数可更好地模拟柱构件的滞回曲线。

表 5 中柱 C 的改进 IMK 模型骨架曲线参数初始值和识别值对比

Tab.5 Initial and identified values of backbone curve parameters of the modified IMK model of middle column C

值	$K_1/(N \cdot m^{-1})$	$K_2/(N \cdot m^{-1})$	$K_3/(N \cdot m^{-1})$	f_1/N	f_2/N	$K_4/(N \cdot m^{-1})$	$K_5/(N \cdot m^{-1})$	f_3/N	f_4/N
初始值	13 018 891	464 107	-1 225 591	52 378	59 187	464 107	-1 225 591	52 378	59 187
识别值	8 610 473	177 030	-479 884	40 524	41 675	364 131	-965 789	50 850	52 655

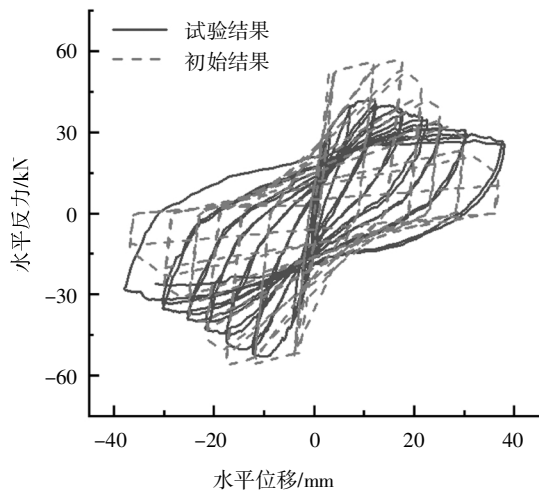


图 12 中柱 C 滞回曲线试验结果与初始结果对比
Fig.12 Comparison of test and initial hysteresis of middle column C

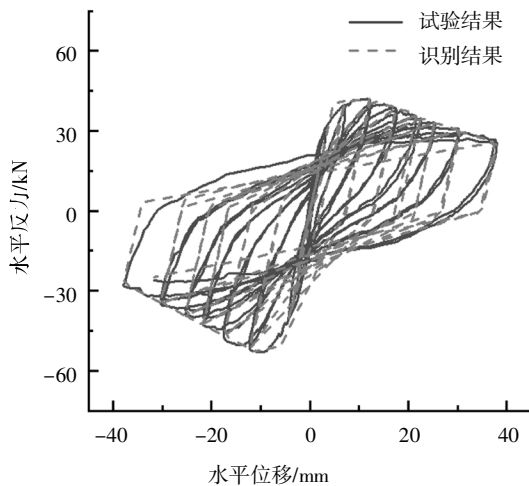


图 13 中柱 C 滞回曲线试验结果与识别结果对比
Fig.13 Comparison of test and identified hysteresis of middle column C

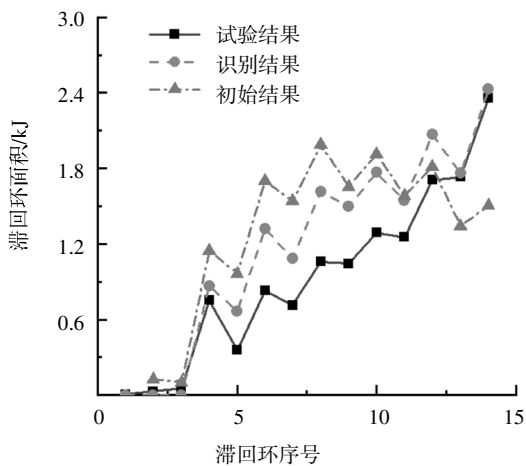


图 14 中柱 C 滞回环面积对比

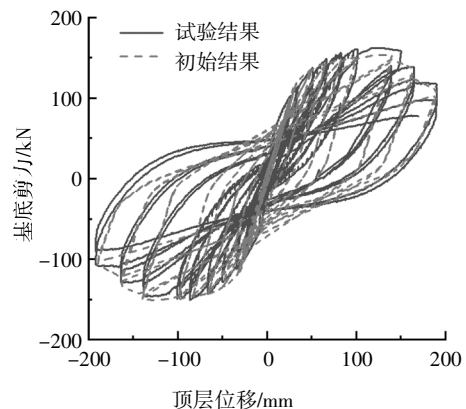
Fig.14 Comparison of hysteresis loop area of middle column C

4 基于柱构件参数识别结果的应用

为检验基于柱实测滞回曲线的模型骨架曲线参数识别值的有效性,以下将识别的模型参数应用于整体框架结构的数值模拟,所选的框架结构来自陆新征等^[10-11]完成的一榀 3 层 3 跨钢筋混凝土框架结构拟静力倒塌试验.整体框架的数值模拟采用 OpenSees 建模,建模流程如下.

首先计算得到改进 IMK 模型的输入参数,然后在 OpenSees 中调用改进 IMK 模型并定义塑性铰材料,最后将材料用于梁柱端部零长度单元的弯曲特性,其余单元均为弹性梁柱单元.柱端部改进 IMK 模型参数按两种工况取值换算,工况 1 采用由柱端截面的尺寸、材料、配筋、轴力等参数按照公式(1)~(6)计算得到的模型参数值;工况 2 采用基于柱实测试验数据得到的参数识别值,其中中柱的参数值选用中柱 C 负向的参数识别值,将参数识别值换算成模型参数值后,对割线刚度 EI_y 、塑性转角 $\theta_{cap,p1}$ 和峰值后转角 θ_{pc} 根据框架的实际轴力按照公式(1)(3)(4)中轴压比的分项作了调整,考虑到屈服弯矩与轴压比关系的复杂性,对屈服弯矩 M_y 和屈服后硬化刚度 M_c/M_y 分别按公式(2)和公式(5)计算取值,对 λ 取一较大值,即不考虑构件的循环能量耗散.之后,根据拟静力试验设定的加载路径,进行了两种工况下框架结构的数值模拟.图 15 为两种工况下基底剪力-顶点位移数值模拟滞回曲线和试验滞回曲线的对比.图 16 为工况 1、工况 2 与试验结果的滞回环面积对比.

从图 15 曲线对比可以看出,工况 1 与工况 2 均对试验情况作出了较好的模拟.由图 16 的滞回环面积数据计算得到基底剪力-顶点位移识别结果的滞回环总面积与试验结果的滞回环总面积相差 23.71%,初始结果滞回环总面积与试验结果滞回环



(a)工况 1

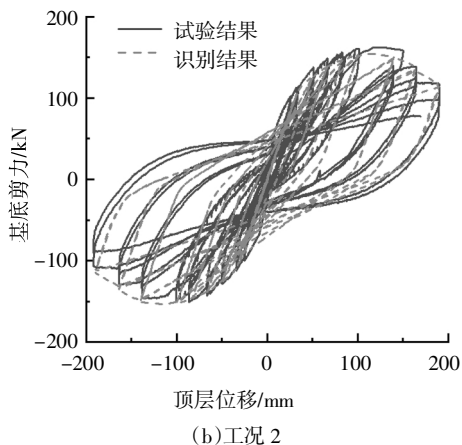


图 15 基底剪力-顶点位移滞回曲线

Fig.15 Base shear-top displacement hysteresis

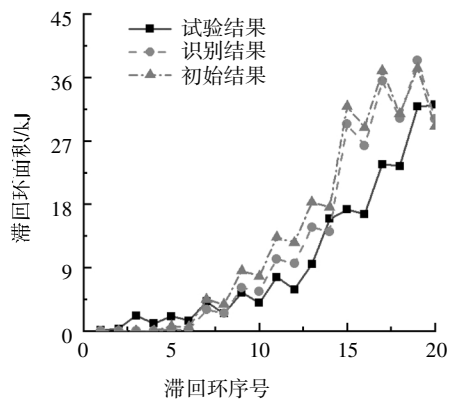


图 16 基底剪力-顶点位移滞回环面积对比

Fig.16 Comparison of base shear-top displacement hysteresis loop area

总面积相差 36.50%。从滞回环总面积差来看,与初始参数相比,采用识别参数可以更好地模拟框架结构的整体响应。

5 结论

1)将抗差 SVD-UKF 算法运用于钢筋混凝土柱改进 IMK 模型的参数识别,有效抑制了观测粗差对识别进程的影响,并通过粒子群算法对初始协方差矩阵、过程噪声矩阵、测量噪声矩阵进行自动寻优,省去了大量的人力调参工作。

2)基于陆新征等^[10-11]钢筋混凝土框架柱构件拟静力试验实测滞回曲线数据,对柱子的改进 IMK 模型骨架曲线参数进行了识别,结果表明识别参数精度较初始参数精度有明显提高。

3)将基于柱子试验数据识别的骨架曲线参数用于框架结构的拟静力加载试验数值模拟,结果表明

利用识别参数可提高整体结构的数值模拟精度。

参考文献

- [1] 郭玉荣,刘钟真.基于 OpenSees 的子结构拟动力试验方法研究[J].湖南大学学报(自然科学版),2015,42(9):1-7.
GUO Y R, LIU Z Z. Research on substructure pseudo-dynamic test method based on OpenSees[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2015, 42(9): 1-7. (In Chinese)
- [2] 过镇海.钢筋混凝土原理[M].北京:清华大学出版社,1999:147-178,192-212.
GUO Z H. Reinforcement concrete theory [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999: 147-178, 192-212. (In Chinese)
- [3] CLOUGH R W, JOHNSTON S B. Effect of stiffness degradation on earthquake ductility requirements[C]//Proceedings of the 2nd Japan earthquake engineering symposium. Tokyo, 1966.
- [4] WEN Y K. Method for random vibration of hysteretic systems[J]. Journal of the Engineering Mechanics Division, 1976, 102 (2): 249-263.
- [5] TAKEDA T, SOZEN M A, NIELSEN N N. Reinforced concrete response to simulated earthquakes [J]. Journal of the Structural Division, 1970, 96(12): 2557-2573.
- [6] IBARRA L F, KRAWINKLER H. Global collapse of frame structures under seismic excitations [R]. California: Pacific Earthquake Engineering Research Center, 2005.
- [7] IBARRA L F, MEDINA R A, KRAWINKLER H. Hysteretic models that incorporate strength and stiffness deterioration [J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 2005, 34(12): 1489-1511.
- [8] 王涛,吴斌.基于约束 UKF 模型更新的混合试验方法[J].地震工程与工程振动,2013,33(5):100-109.
WANG T, WU B. Hybrid testing method based on model updating with constrained unscented Kalman filter[J]. Journal of Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2013, 33 (5): 100-109. (In Chinese)
- [9] 谭兴龙,王坚,李增科.基于 SVD 的改进抗差 UKF 算法及在组合导航中的应用[J].控制与决策,2014,29(10):1744-1750.
TAN X L, WANG J, LI Z K. SVD aided improved robust UKF algorithm and its application for integration navigation [J]. Control and Decision, 2014, 29(10): 1744-1750. (In Chinese)
- [10] 陆新征,叶列平,潘鹏,等.钢筋混凝土框架结构拟静力倒塌试验研究及数值模拟竞赛 II:关键构件试验[J].建筑结构,2012,42(11):23-26.
LU X Z, YE L P, PAN P, et al. Pseudo-static collapse experiments and numerical prediction competition of RC frame structure II: key elements experiment[J]. Building Structure, 2012, 42(11): 23-26. (In Chinese)
- [11] 陆新征,叶列平,潘鹏,等.钢筋混凝土框架结构拟静力倒塌试验研究及数值模拟竞赛 I:框架试验[J].建筑结构,2012,42(11):19-22.
LU X Z, YE L P, PAN P, et al. Pseudo-static collapse experiments and numerical prediction competition of RC frame structure I: RC frame experiment [J]. Building Structure, 2012, 42(11): 19-22. (In Chinese)
- [12] HASELTON C B, LIEL S, TAYLOR L, et al. Beam-column element model calibrated for predicting flexural response leading to global collapse of RC frame buildings [R]. California: Pacific Earthquake Engineering Research Center, 2007.