

# پایش برخط سلامت سازه‌های دارای رفتار هیسترتیک غیرخطی زوال یابنده با بهره‌گیری از فیلتر کالمن بی‌رد (UKF)

Original Article

حامد امینی تهرانی (دانشجوی دکتری)

علی بخشی\* (دانشیار)

دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف

پایش سلامت سازه‌ها پس از یک رخداد مهم، مانند وقوع زلزله‌های متوسط تا شدید امری بسیار ضروری است. در بسیاری از سازه‌ها و به‌ویژه سازه‌های بتنی، رفتار هیسترتیک غیرخطی توأم با بروز پدیده‌هایی مانند: زوال سختی و مقاومت، اثر باریک‌شوندگی (پینچینگ) و یا ترکیبی از آن‌هاست. در نوشتار حاضر، یک روش مؤثر به منظور تخمین اشتراکی برخط حالت و پارامتر سیستم‌های دارای رفتار هیسترتیک غیرخطی با در نظر گرفتن اثر زوال و پدیده‌ی باریک‌شوندگی پیشنهاد شده است. تخمین هم‌زمان حالت و پارامتر در روش مذکور با بهره‌گیری از ترکیب فیلتر کالمن بی‌رد و روش تقریب تصادفی رایبیز- مونرو انجام شده است. همچنین روش پیشنهادی بر روی دو سازه‌ی برشی یک طبقه و یک سازه‌ی ۳ طبقه پیاده‌سازی شده و نتایج حاصل از فرایند شناسایی ارائه شده است. نتایج شبیه‌سازی‌های انجام شده از کارایی و استحکام روش پیشنهادی در تخمین هم‌زمان حالت‌ها و پارامترهای مجهول سازه حکایت دارد.

واژگان کلیدی: پایش سلامت، هیسترتیک غیرخطی، زوال سختی و مقاومت، اثر باریک‌شوندگی، فیلتر کالمن بی‌رد، تقریب تصادفی رایبیز- مونرو.

hmdamini@yahoo.com  
bakhshi@sharif.edu

## ۱. مقدمه

اشاره شده، اطلاعات جامع و دقیق‌تری را از وضعیت سلامت سازه به دست می‌دهد و تصمیم‌گیری درخصوص ترمیم و مقاوم‌سازی و یا بازسازی ساختمان را تسهیل و طرح تقویت پیشنهادی را از لحاظ اقتصادی و عملکردی بهینه می‌سازد. شناسایی برخط (آنلاین) و توأم‌ان حالت‌ها (شامل جابه‌جایی و سرعت) و پارامترهای هیسترتیک سازه‌های غیرخطی، همچنان جزء مسائل چالش‌برانگیز در حوزه مهندسی عمران است. در سال‌های اخیر، مطالعات گسترده‌ی در حوزه شناسایی سازه‌های غیرخطی انجام شده است. از جمله روش‌های به‌کارگرفته شده به منظور انجام فرایند شناسایی می‌توان به الگوریتم‌های تخمین مبتنی بر کمینه‌ی مربعات خطا و ترکیب آن با روش ردیابی تطبیقی<sup>۱</sup> و الگوریتم‌های مبتنی بر رویکرد احتمالاتی بی‌زین، مانند: فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF)<sup>۲</sup> فیلتر کالمن بی‌رد (UKF)<sup>۳</sup> فیلتر کالمن دسته‌ی (EnKF)<sup>۴</sup> فیلتر ذره‌ی (PF)<sup>۵</sup> و غیره اشاره کرد. یانگ و همکاران (۲۰۰۶ و ۲۰۰۷)<sup>[۱]</sup> از فیلتر کالمن توسعه‌یافته در دو حالت با و بدون دراختیار داشتن تحریک ورودی اعمالی به سازه به منظور شناسایی برخط پارامترهای سازه‌های کشسان غیرخطی، هیسترتیک بدون زوال و سازه‌ی مرجع ASCE بهره گرفته‌اند. یانگ و ما (۲۰۰۳) روشی را ارائه کرده‌اند که در آن از ترکیب فیلتر کالمن توسعه‌یافته‌ی مقید و راهبرد تکرار وزنی سراسری به منظور شناسایی سازه‌ی یک درجه آزادی دارای پدیده‌ی زوال استفاده شده است.<sup>[۴]</sup> ابراهیمیان و همکاران (۲۰۱۵)، از فیلتر

در طول دهه‌های گذشته، تلاش‌های بسیاری در زمینه‌ی توسعه‌ی الگوریتم‌های پایش سلامت سازه‌ی انجام شده است. پایش وضعیت و ارزیابی سلامت سازه‌ها از طریق تحلیل و تفسیر داده‌های ارتعاشی ثبت شده توسط حسگرها صورت می‌پذیرد. با توجه به افزایش روزافزون تعداد ساختمان‌های مهم و بلندمرتبه در مناطق شهری زلزله‌خیز، نیاز به توسعه‌ی روش‌های پایش سلامت برخط که قادر باشند پس از وقوع یک رخداد جدی، مانند وقوع زلزله‌های متوسط تا شدید، فقط با بهره‌گیری از داده‌های ارتعاشی ثبت شده توسط حسگرها و همچنین روش‌های پایش سلامت از پیش اتخاذ شده، اطلاعات جامعی را از وضعیت سازه و شدت آسیب‌های وارده به آن به دست دهند، اهمیت دوچندان پیدا می‌کند. از سوی دیگر، شناسایی خرابی و ارزیابی جامع وضعیت سلامت یک ساختمان، علاوه بر تخمین پارامترهای، چون: سختی نهایی سازه‌ی آسیب‌دیده و میرایی، نیازمند تشخیص بروز پدیده‌هایی، چون: زوال سختی، زوال مقاومت، اثر باریک‌شوندگی و تغییرشکل خمیری باقیمانده در سازه نیز هست. به عبارت دیگر، قابلیت تخمین منحنی هیسترتیس سازه و ردیابی مسیری که هر یک از طبقات سازه در حین وقوع زلزله طی می‌کنند، ضمن آشکارسازی پدیده‌های

\* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۸/۴/۱، اصلاحیه ۱۳۹۸/۷/۲۰، پذیرش ۱۳۹۸/۷/۳۰

DOI:10.24200/J30.2019.53583.2561

## Archive of SID

و فیلتر کالمن پرداخته شده است. از جمله مزیت‌های فیلتر کالمن بی‌رد در قیاس با سایر روش‌ها می‌توان به قابلیت به کارگیری در مسائل با درجه غیرخطی بالا، پایداری، سرعت هم‌گرایی، دقت و همچنین عدم نیاز به محاسبه ماتریس ژاکوبین اشاره کرد. ۲. قابلیت پایش جامع سلامت سازه و شناسایی و تشخیص پدیده‌های زوال سختی و مقاومت و اثر بار یک‌شوندگی که از میان ۱۴ مرجع ذکر شده‌ی اخیر، فقط در نوشتارهای [۸،۳] به آن پرداخته شده است. ۳. قابلیت پایش برخظ سلامت سازه‌ها. ۴. قابلیت به‌کارگیری در مسائل شناسایی با بُعد بالای بردار مجهولات. در نوشتار آسترزوا و همکارش [۱۱] (۲۰۱۹) که بالاترین تعداد مجهولات را در مقایسه با سایر مراجع برای مسئله‌ی شناسایی در نظر گرفته است، تعداد پارامترهای مجهول مساوی ۱۱ است. این در حالی است که در مثال سوم ارائه شده در پژوهش حاضر، تعداد ۵۴ حالت و پارامتر مجهول به طور همزمان و برخظ شناسایی شده‌اند. در نوشتار حاضر، علاوه بر موارد ذکر شده، از ترکیب روش تقریب تصادفی رایبیز- مونرو با فیلتر کالمن بی‌رد استفاده شده است که این امر سبب کاهش حساسیت الگوریتم شناسایی به تخمین اولیه‌ی ماتریس کوواریانس نوین پارامترها می‌شود و استحکام روش را در برابر مشکلات عددی و مسائل مرتبط با عدم هم‌گرایی به‌طور چشم‌گیری افزایش می‌دهد.

در پژوهش حاضر، مدل رفتاری بوک - ون زوال یابنده به‌عنوان مدل منتخب برای انجام فرایند شناسایی رفتار غیرخطی سازه‌ها استفاده شده است. هدف نوشتار حاضر، ارائه‌ی یک روش حوزه‌ی زمان قابل اعتماد و مؤثر برای شناسایی برخظ حالت‌ها و پارامترهای سازه‌های دارای رفتار هیستریک غیرخطی است. به همین منظور برای هر یک از طبقات سازه، یک مدل بوک - ون زوال یابنده در نظر گرفته شده و پارامترهای مربوط به مدل‌های هیستریک به بردار حالت‌های سازه الحاق شده و تشکیل یک بردار تعمیم‌یافته را داده‌اند. الگوریتم شناسایی سیستم پیشنهادی به‌منظور تخمین اشتراکی برخظ سازه‌های ۱ و ۳ طبقه استفاده شده است. همچنین به منظور بررسی صحیح و اصولی عملکرد و میزان دقت و استحکام روش معرفی شده با در نظر گرفتن ماهیت تصادفی تحریک اعمالی به سازه، خطای مدل‌سازی و نوین اندازه‌گیری، از روش شبیه‌سازی تصادفی مونت‌کارلو استفاده شده است.

## ۲. الگوریتم تخمین اشتراکی مبتنی بر فیلتر کالمن بی‌رد

### ۱.۲. تخمین اشتراکی حالت و پارامتر

در رویکرد تخمین اشتراکی که در نوشتار حاضر استفاده شده است، در هر گام زمانی فقط از یک فیلتر به منظور تخمین هم‌زمان حالت‌ها و پارامترهای مجهول سیستم استفاده شده است. به عبارت دیگر، در رویکرد تخمین اشتراکی، پارامترهای مجهول سیستم به بردار حالت‌ها الحاق می‌شود و تشکیل یک بردار با بُعد بالاتر، منظور از پارامترهای مجهول در پژوهش حاضر،  $\tilde{x}_k = [x_k^T \ w_k^T]^T$  را می‌دهند. منظور از پارامترهای مجهول در پژوهش حاضر، پارامترهای مرتبط با سختی و میرایی سازه و همچنین پارامترهای مدل هیستریک بوک - ون است. معادله‌ی فضای حالت فیلتر اشتراکی در روابط ۱ و ۲ ارائه شده است:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ w_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(x_{k-1}, u_{k-1}, v_{k-1}; w_{k-1}) \\ w_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ r_{k-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$y_k = H(x_k, n_k; w_k) \quad (2)$$

کالمن توسعه‌یافته به‌منظور شناسایی پارامترهای مدل ساختاری مصالح غیرخطی به کار رفته در مدل المان محدود سازه با حالت خمیری گسترده استفاده کرده‌اند. روش پیشنهادی برای شناسایی سه پارامتر مجهول مدل ساختاری مصالح در ستون طره‌ی یک پل فولادی و همچنین شناسایی ۶ پارامتر مجهول مصالح در مدل دو بُعدی یک قاب فولادی ۳ طبقه ۳ - دهانه استفاده شده است. [۲] لین و همکاران (۲۰۰۱)، از رویکرد ردیابی متغیر که بر مبنای الگوریتم کمینه‌ی مربعات بازگشتی پایه‌ریزی شده‌اند، به‌منظور شناسایی برخظ سازه‌های ۱ و ۵ درجه آزادی با رفتار هیستریک بدون زوال بهره گرفته‌اند. [۵]

هانگ و همکاران (۲۰۱۰)، روش مجموع مربعات خطای درجه دوم انطباقی را به‌منظور شناسایی پارامترهای سازه بدون در اختیار داشتن تحریک ورودی و اندازه‌گیری کامل پاسخ‌های شتاب در کلیه‌ی درجه‌های آزادی معرفی کرده‌اند. [۶] قانم و فرو (۲۰۰۷)، روشی را ارائه کرده‌اند که در آن از ترکیب الگوریتم فیلتر کالمن دسته‌ی روش مدل‌سازی غیر پارامتریک به‌منظور پایش سلامت سیستم‌های دینامیکی غیرخطی در حالت حضور نوین غیرگراوسی استفاده شده است. سازه‌ی مورد مطالعه در پژوهش مذکور، سازه‌ی ۴ طبقه‌ی برشی با رفتار هیستریک غیرخطی و بدون در نظر گرفتن پدیده‌ی زوال بوده است. [۷] وو و اسمیت (۲۰۰۸)، از فیلتر کالمن بی‌رد به‌منظور شناسایی برخظ حالت‌ها و پارامترهای سازه‌های یک درجه آزادی در ۳ حالت دارای زوال سختی و مقاومت، دارای اثر بار یک‌شوندگی و دارای هر دو پدیده‌ی زوال و اثر بار یک‌شوندگی استفاده کرده‌اند. [۸] آسترزوا و همکاران (۲۰۱۷) روشی را ارائه کرده‌اند که در آن از تلفیق مدل المان محدود غیرخطی با حالت خمیری گسترده و الگوریتم فیلتر کالمن بی‌رد به منظور تخمین پارامترهای مجهول مصالح و همچنین تحریک ورودی در سازه‌های قابی سه بُعدی استفاده شده است. [۹] الحسین و هالدار (۲۰۱۵)، با استفاده از ایده‌ی زیرسازه، یک روش دو مرحله‌ی راکه حاصل تلفیق فیلتر کالمن بی‌رد و روش کمینه‌ی مربعات تکراری است، به منظور شناسایی یک قاب ۳ طبقه‌ی دو بُعدی فولادی با رفتار خطی ارائه کرده‌اند. [۱۰] آسترزوا و الساندرو (۲۰۱۹)، تأثیر عدم قطعیت‌های موجود در مدل المان محدود بر روی فرایند شناسایی سیستم مطالعه و بررسی کرده‌اند. در نوشتار اخیر، از فیلتر کالمن بی‌رد به منظور شناسایی پارامترهای مدل المان محدود سازه‌های دو بُعدی فولادی و سه بُعدی بتنی به ترتیب با ۸ و ۱۴ پارامتر مجهول استفاده شده است. [۱۱] وان و همکاران (۲۰۱۸)، نیز از الگوریتم فیلتر ذره‌ی به منظور شناسایی سیستم‌های غیرخطی بدون در اختیار داشتن تحریک ورودی بهره گرفته‌اند. [۱۲] تنگفی و همکاران (۲۰۱۳)، در نوشتار خود به مقایسه‌ی عملکرد سه روش شناسایی سیستم حوزه‌ی زمان، شامل: فیلتر کالمن توسعه‌یافته‌ی تطبیقی، تخمین کمینه‌ی مربعات غیرخطی متوالی با رویکرد انطباقی (ASNLSE) [۶] و مجموع مربعات خطای درجه دوم انطباقی (AQSSSE) [۷] پرداخته‌اند. الگوریتم‌های شناسایی سیستم مذکور بر روی مدل آزمایشگاهی یک سازه‌ی جداسازی شده که با استفاده از مدل بوک - ون بدون زوال و به صورت دو درجه آزادی شبیه‌سازی شده است، مطالعه و بررسی شده‌اند. [۱۳] آسترزوا و همکاران (۲۰۱۹)، در نوشتار خود عملکرد الگوریتم‌های فیلتر کالمن توسعه‌یافته، فیلتر کالمن توسعه‌یافته‌ی تکراری و فیلتر کالمن بی‌رد را از لحاظ سرعت هم‌گرایی، استحکام در برابر نوین و دقت و هزینه‌ی محاسباتی مقایسه کرده‌اند. از الگوریتم‌های مذکور به منظور بروزسانی مدل المان محدود غیرخطی سازه‌ی ۵ طبقه‌ی بتنی با ۹ پارامتر مجهول استفاده شده است. [۱۴] به‌منظور جمع‌بندی تاریخچه‌ی مطالعات ارائه‌شده‌ی اخیر، جنبه‌های مختلفی را می‌توان مدنظر قرار داد که مهم‌ترین آن‌ها عبارت‌اند از: ۱. الگوریتم مورد استفاده برای فرایند شناسایی در پژوهش حاضر، به بررسی روش‌های شناسایی مبتنی بر رویکرد احتمالاتی بیزین

$$z_u = \left( \frac{1}{(1 + \delta_v \varepsilon)(\beta + \gamma)} \right)^{1/n} \quad (9)$$

$$\zeta_1(\varepsilon) = \zeta_s \left[ 1 - e^{(-p\varepsilon)} \right] \quad (10)$$

$$\zeta_2(\varepsilon) = (\psi + \delta_\psi \varepsilon)(\lambda + \zeta_1) \quad (11)$$

در ادامه، توضیحات مربوط به ۱۱ پارامتری که در فرایند شناسایی به عنوان مجهولات مدل بوک - ون تعمیم یافته (با قابلیت شبیه سازی پدیده های زوال و اثر باریک شونده گی) در نظر گرفته می شوند، ارائه شده است.  $\beta$ ،  $\gamma$  و  $n$  در روابط اخیر، پارامترهای ثابت کنترل کننده ی شکل حلقه ی هیستریزس،  $\delta_v$  و  $\delta_\eta$  پارامترهای ثابت تعیین کننده ی نرخ زوال و  $\omega$  بسامد زاویه یی اولیه ی سیستم هستند. همچنین  $p$ ،  $q$ ،  $\zeta_s$ ،  $\psi$ ،  $\delta_\psi$ ،  $\lambda$ ،  $\delta$  پارامتر مجهول مربوط به اثر باریک شونده گی هستند. پارامتر ثابت  $p$ ، کنترل کننده ی نرخ افت اولیه در شیب،  $\zeta_s$  معیاری از میزان لغزش کل، پارامتر  $\psi$  معرف مقدار باریک شونده گی، پارامتر  $\delta_\psi$  بیانگر نرخ گسترش پدیده ی باریک شونده گی و  $\lambda$  پارامتر کوچکی است که مقدار  $\zeta_2$  را با تغییر  $\zeta_1$  کنترل می کند.

### ۳.۲. فیلتر کالمن بی رد (UKF)

تبدیل بی رد  $^A(UT)$  روشی برای محاسبه ی مشخصات آماری یک متغیر تصادفی است، که تحت تبدیل غیرخطی قرار می گیرد. [۱۸]، [۱۷] به عبارت دیگر، حالت های سیستم در هر لحظه به عنوان متغیرهای تصادفی و فرم فضای حالت مدل دینامیکی سیستم و همچنین مدل اندازه گیری به عنوان تبدیلات غیرخطی برای بروزسانی زمانی و بروزسانی اندازه گیری حالت ها محسوب می شوند. فیلتر کالمن بی رد با بهره گیری از تبدیل بی رد، مجموعه یی هدفمند از نقاط سیگما، را که بیانگر توزیع احتمالاتی متغیر تصادفی گاوسی هستند، ایجاد می کند و از طریق معادلات غیرخطی سیستم انتشار می دهد. در ادامه، الگوریتم فیلتر کالمن بی رد ارائه شده است.

### ۱.۳.۲. مرحله ی به روزسانی زمانی<sup>۹</sup>

-- نقاط سیگما مطابق روابط ۱۲ الی ۱۴ تشکیل می شوند:

$$\chi_{k-1}^{(0)} = m_{k-1} \quad (12)$$

$$\chi_{k-1}^{(i)} = m_{k-1} + \sqrt{n + \lambda} \left[ \sqrt{P_{k-1}} \right]_i \quad i = 1, \dots, n \quad (13)$$

$$\chi_{k-1}^{(i+n)} = m_{k-1} - \sqrt{n + \lambda} \left[ \sqrt{P_{k-1}} \right]_{i+n} \quad i = 1, \dots, n \quad (14)$$

که در آن ها،  $\chi^{(i)}$ ،  $i$ امین نقطه ی سیگما،  $m_{k-1}$  میانگین استقرایی در گام زمانی  $(k-1)$ ام،  $P_{k-1}$  ماتریس کوواریانس استقرایی خطای تخمین در گام زمانی  $(k-1)$ ام،  $n$  تعداد حالت های سیستم و  $k$  اندیس زمانی است. همچنین  $\lambda$  به صورت رابطه ی ۱۵ تعریف می شود:

$$\lambda = \alpha_{ukf}^T (n + \kappa) - n \quad (15)$$

پارامتر ثابت  $\alpha_{ukf}$  نحوه ی گسترش نقاط سیگما حول میانگین را مشخص می کند و معمولاً مقادیر کوچک مثبت  $1 \leq \alpha_{ukf} \leq 10^{-4}$  را اختیار می کند. پارامتر ثابت  $\kappa$  نیز یک تنظیم گر ثانویه است که برای توزیع های گاوسی مقدار آن برابر  $n-3$  در نظر گرفته می شود. علت انتخاب مذکور برای پارامتر  $\kappa$ ، اختلاف مابین ممان های تا مرتبه ی چهارم، توزیع گاوسی استاندارد و توزیع حاصل از انتشار نقاط سیگما را به میزان کمیته می رساند. [۱۹] در شبیه سازی های انجام شده در نوشتار حاضر، پارامترهای  $\alpha_{ukf}$  و  $\kappa$  به ترتیب برابر ۰/۵ و  $n-3$  در نظر گرفته شده اند.

که در آن ها،  $x_k$  بردار حالت سیستم در  $k$ امین گام زمانی،  $u_k$  ورودی معلوم،  $y_k$  خروجی اندازه گیری شده توسط حسگرها،  $v_k$  نویز فرایند،  $m_k$  نویز اندازه گیری،  $r_k$  نویز تصادفی مصنوعی و  $w_k$  پارامترهای مجهول مدل سیستم هستند. مدل دینامیکی غیرخطی گسسته سازی شده ی سیستم ( $F$ ) و مدل گسسته سازی شده ی اندازه گیری ( $H$ ) نیز معلوم در نظر گرفته می شوند. [۱۵]

### ۲.۲. مدل رفتاری هیستریک غیرخطی

پس از یک رخداد جدی مانند وقوع زلزله، ممکن است پدیده های زوال سختی، زوال مقاومت، اثر باریک شونده گی و یا ترکیبی از آن ها در رفتار هیستریک غیرخطی بسیاری از ساختمان های بتنی، چوبی و فولادی بروز کند. بنابراین مدل رفتاری در نظر گرفته شده برای فرایند شناسایی سازه باید توان بالقوه برای تشخیص پدیده های ذکر شده را داشته باشد. در پژوهش حاضر، به منظور شناسایی رفتار غیرخطی سازه های ساختمانی از مدل بوک - ون زوال یابنده استفاده شده است. به این صورت که برای ردیابی منحنی هیستریزس هر یک از طبقات سازه، یک مدل بوک - ون با قابلیت شناسایی پدیده های زوال و اثر باریک شونده گی در نظر گرفته شده است. ردیابی منحنی هیستریزس طبقات سازه علاوه بر موارد ذکر شده، امکان تخمین تغییر شکل خمیری ماندگار و همچنین میزان انرژی تلف شده در سازه را به دست می دهد.

به منظور توصیف مدل هیستریک بوک - ون، یک ساختمان با تعداد طبقات محدود در نظر گرفته و فرض شده است که می توان معادلات همبسته ی حرکت را از یکدیگر تفکیک کرد. معادله ی دیفرانسیل حاکم بر رفتار هیستریک غیرخطی سیستم تفکیک شده در راستای امتداد اصلی  $x$  به صورت روابط ۳ و ۴ بیان می شود: [۱۶]

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + R_T(x, z) = -m\ddot{x}_g \quad (3)$$

$$R_T(x, z) = \alpha kx + (1 - \alpha)kz \quad (4)$$

که در آن ها،  $x$ ،  $\dot{x}$ ،  $\ddot{x}$  به ترتیب جابه جایی، سرعت و شتاب نسبی بین دو طبقه ی متوالی،  $z$  مؤلفه ی هیستریک،  $R_T(x, z)$  نیروی بازگرداننده ی کل و  $m$ ،  $c$  به ترتیب جرم و ضریب میرایی هستند. همچنین  $k$  سختی کشسان اولیه و  $\alpha$  نسبت سختی پس از تسلیم به سختی کشسان اولیه است. انرژی هیستریک تلف شده  $E(t)$  به عنوان ابزاری مناسب برای اندازه گیری اثر توأمان تداوم و شدت پاسخ سازه تلقی می شود و مطابق رابطه های ۵ و ۶ به دست می آیند:

$$E(t) = \int_0^t (\alpha k z \dot{x} dt) \quad (5)$$

$$\varepsilon(t) = \int_0^t z \dot{x} dt \quad (6)$$

که در آن،  $\varepsilon(t)$  با انرژی هیستریک تلف شده در سازه متناسب است؛ لذا می توان آن را به عنوان معیاری از تداوم و شدت پاسخ در نظر گرفت. همچنین معادله ی دیفرانسیل حاکم بر مؤلفه ی هیستریک به صورت روابط ۷ الی ۱۱ در نظر گرفته می شود:

$$\dot{z} = h(z) \times \left\{ \frac{\dot{x} - (1 + \delta_v \varepsilon)(\beta |\dot{x}| |z|^{n-1} z - \gamma \dot{x} |z|^n)}{1 + \delta_\eta \varepsilon} \right\} \quad (7)$$

$$h(z) = 1 - \zeta_1 e^{-[z \operatorname{sgn}(\dot{x}) - qz_u]^2 / \zeta_2^2} \quad (8)$$

-- بهره‌ی فیلترکالمن ( $K_k$ )، میانگین استقرایی ( $m_k$ ) و کوواریانس ( $P_k$ ) استقرایی مطابق روابط ۲۶ الی ۲۸ محاسبه می‌شوند:

$$K_k = C_k S_k^{-1} \quad (26)$$

$$m_k = m_k^- + K_k [y_k - \mu_k] \quad (27)$$

$$P_k = P_k^- + K_k S_k K_k^T \quad (28)$$

به‌طور کلی در مبحث فیلترکالمن، دو نوع نويز وجود دارد که عبارت‌اند از: ۱. نويز فرایند که عدم قطعیت مربوط به مدل‌سازی را مدنظر قرار می‌دهد، ۲. نويز اندازه‌گیری که میزان نويز وارده به سیگنال‌های ثبت شده توسط حسگرها را بیان می‌کند. نويزهای فرایند و اندازه‌گیری در مراحل پیاده‌سازی الگوریتم شناسایی، به‌صورت فرایندهای تصادفی گاوسی با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس معلوم (به ترتیب  $R_n$  و  $R_v$ ) در نظر گرفته می‌شوند.

#### ۴.۲. روش تقریب تصادفی رابینز مونرو<sup>۱۱</sup>

سیگنال نوآوری<sup>۱۲</sup> در  $k$  امین گام زمانی به‌صورت اختلاف مابین سیگنال پاسخ آغشته به نويز اندازه‌گیری شده ( $y_k$ ) و سیگنال پاسخ تخمین زده شده ( $\hat{y}_k$ ) تعریف می‌شود.

$$\tilde{y}_k = y_k - \hat{y}_k \quad (29)$$

روش تقریب تصادفی رابینز-مونرو یک روش بازگشتی است که در آن ماتریس کوواریانس نويز پارامترها در هر گام زمانی با توجه به مقدار آن در گام زمانی قبل و همچنین مقدار حاصل از ضرب ماتریس بهره‌ی فیلترکالمن در سیگنال نوآوری مطابق رابطه‌ی ۳۰ تعیین می‌شود:

$$R_{r_k} = (1 - \alpha_{RM}) R_{r_{k-1}} + \alpha_{RM} K_k (y_k - \hat{y}_k) (y_k - \hat{y}_k)^T K_k^T \quad (30)$$

که در آن، پارامتر ثابت  $1 \leq \alpha_{RM} \leq 1$  تعیین‌کننده‌ی میزان مشارکت هر یک از دو عبارت موجود در سمت راست معادله‌ی بالا است، به‌طوری که عبارت اول بیانگر میزان مشارکت مقدار به‌دست آمده برای ماتریس کوواریانس نويز پارامترها در گام قبل و عبارت دوم میزان مشارکت سیگنال نوآوری را تعیین می‌کند.  $K_k$  نیز قسمتی از ماتریس بهره‌ی فیلترکالمن است که متناظر با پارامترهای مجهول سیستم است. در الگوریتم تخمین اشتراکی مبتنی بر ترکیب فیلترکالمن بی‌رد و روش تقریب تصادفی رابینز-مونرو، در انتهای هر گام زمانی پس از تخمین پاسخ سازه و محاسبه‌ی ماتریس بهره‌ی فیلترکالمن، ماتریس کوواریانس نوآوری با استفاده از معادله‌ی ۳۰ محاسبه می‌شود و سپس همراه با ماتریس ثابت کوواریانس نويز حالت‌ها ( $R_x$ )، ماتریس کوواریانس نويز فرایند ( $R_{v_k}$ ) را برای به‌کارگیری در گام زمانی بعدی مطابق رابطه‌ی ۳۱ تشکیل می‌دهند:

$$R_{v_k} = blkdiag[R_x, R_{r_k}] \quad (31)$$

به‌منظور جمع‌بندی و مرور ترتیب مراحل پیاده‌سازی الگوریتم شناسایی سیستم پیشنهادی، نمودار جریان آن در شکل ۱ ارائه شده است.

#### ۳. مثال‌های عددی

در بخش حاضر، سه مثال عددی به‌منظور ارزیابی عملکردی روش پیشنهادی که مبتنی بر ترکیب فیلترکالمن بی‌رد و روش تقریب تصادفی رابینز-مونرو است، ارائه

-- انتشار نقاط سیگما توسط مدل غیرخطی سیستم:

$$\hat{\chi}_k^{(i)} = f(\chi_{k-1}^{(i)}, u_{k-1}) \quad i = 0, \dots, 2n \quad (16)$$

که در آن،  $f(\cdot)$  فرم فضای حالت مدل دینامیکی سیستم است.

-- میانگین پیشین  $m_k^-$  و کوواریانس پیشین ( $P_k^-$ ) مطابق روابط ۱۷ و ۱۸ محاسبه می‌شوند:

$$m_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \hat{\chi}_k^{(i)} \quad (17)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\hat{\chi}_k^{(i)} - m_k^-) (\hat{\chi}_k^{(i)} - m_k^-)^T + R_{v_{k-1}} \quad (18)$$

که در آنها  $R_{v_{k-1}}$  ماتریس کوواریانس نويز فرایند است و وزن‌های ثابت  $W_i^{(m)}$  و  $W_i^{(c)}$  (اندیس  $m$  مربوط به میانگین و اندیس  $c$  مربوط به کوواریانس است) به‌صورت روابط ۱۹ الی ۲۱ محاسبه می‌شوند:

$$W_i^{(m)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} \quad (19)$$

$$W_i^{(c)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^r + \beta) \quad (20)$$

$$W_i^{(m)} = W_i^c = \frac{1}{2(n + \lambda)} \quad i = 1, \dots, 2n \quad (21)$$

که در آنها، پارامتر ثابت  $\beta$  با هدف در نظر گرفتن اطلاعات پیشین از توزیع احتمالاتی متغیر تصادفی تعریف شده است. مقدار بهینه‌ی آن برای توزیع گاوسی<sup>[۱۷]</sup> است.

#### ۲.۳.۲. مرحله‌ی به‌روزرسانی اندازه‌گیری<sup>۱۰</sup>

-- تشکیل نقاط سیگما در مرحله‌ی به‌روزرسانی اندازه‌گیری نیز مطابق روابط ۱۲ الی ۱۴ انجام می‌شود، با این تفاوت که  $m_k^-$  جایگزین  $m_{k-1}$  و  $P_k^-$  جایگزین  $P_{k-1}$  می‌شوند.

-- انتشار نقاط سیگما از طریق مدل غیرخطی اندازه‌گیری مطابق رابطه‌ی ۲۲ انتشار می‌یابند:

$$\hat{Y}_k^{(i)} = h(\chi_k^{(i)}) \quad i = 0, \dots, 2n \quad (22)$$

که در آن،  $h(\cdot)$  فرم فضای حالت مدل اندازه‌گیری است.

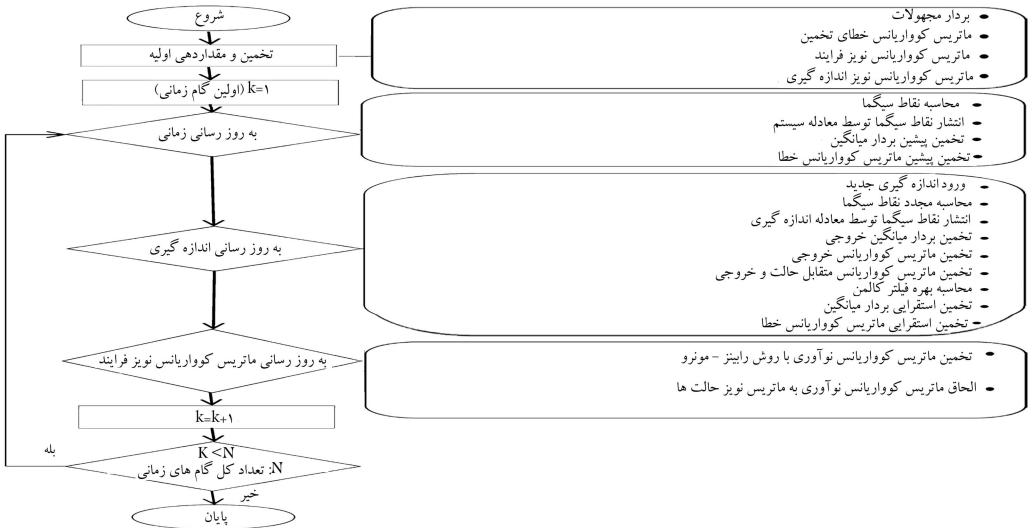
-- میانگین  $(\mu_k)$ ، کوواریانس اندازه‌گیری ( $S_k$ ) و کوواریانس متقابل حالت و اندازه‌گیری ( $C_k$ ) مطابق روابط ۲۳ الی ۲۵ محاسبه می‌شوند:

$$\mu_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \hat{Y}_k^{(i)} \quad (23)$$

$$S_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\hat{Y}_k^{(i)} - \mu_k) (\hat{Y}_k^{(i)} - \mu_k)^T + R_{n_k} \quad (24)$$

$$C_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\hat{\chi}_k^{(i)} - m_k^-) (\hat{Y}_k^{(i)} - \mu_k)^T \quad (25)$$

که در آن،  $R_{n_k}$  ماتریس کوواریانس نويز اندازه‌گیری است.



شکل ۱. نمودار جریان مراحل پیاده سازی الگوریتم شناسایی سیستم پیشنهادی.

باریک شوندگی، به صورت روابط ۳۲ الی ۳۵ اصلاح شده اند:

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + \alpha kx + mz = -m\ddot{g} \quad (32)$$

$$\dot{z} = \frac{\hat{A} - \beta \operatorname{sgn}(\dot{x})|z|^{n-1}z - \gamma|z|^n}{1 + \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{s}{\sigma} e^{-z^2/\sigma^2}} \hat{x} \quad (33)$$

$$s = \delta_s \varepsilon(t) \quad (34)$$

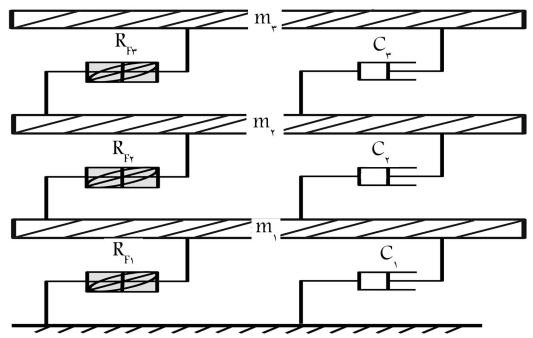
$$\hat{A} = (1 - \alpha)\omega \quad (35)$$

که در آن ها، پارامتر  $\sigma$  نشان دهنده میزبان تیزی حلقه های هیستریزیس، پارامتر ثابت  $\delta_s$  تعیین کننده شدت باریک شوندگی و  $S$  نیز به صورت تابعی از انرژی هیسترتیک اتلاف شده در نظر گرفته می شود. توضیحات مربوط به سایر پارامترها و حالت ها در بخش ۲.۲ ارائه شده است. پارامترهای سازه یی که در فرایند شبیه سازی استفاده شده اند، عبارتند از: جرم طبقه  $m = 1000 \text{ kg}$ ، سختی طبقه  $k = 9 \text{ KN/m}$  و میرایی طبقه  $c = 0.3 \text{ KN.S/m}$  که معادل با نسبت میرایی  $(\zeta) 0.5\%$  است. همچنین فرضیات مربوط به پارامترهای مدل بوک - ون در ادامه ارائه شده است. پارامترهای مدل بوک - ون پایه:  $\hat{A} = 8.71$ ،  $\beta = 3/m^2$ ،  $\gamma = 2/m^2$ ،  $n = 2$ ؛ پارامترهای مربوط به اثر باریک شوندگی:  $\delta_s = 0.1$  و  $\sigma = 0.05$  هستند. به منظور شبیه سازی رفتار غیرخطی سازه، مؤلفه ی افقی رکورد زلزله ی ال سنترو با پیشینه ی شتاب زمین  $0.28g$  با ضریب مقیاس ۴ تشدید شده است. در این مرحله، تعداد ۸ پارامتر مجهولی که قرار است با استفاده از الگوریتم پیشنهادی شناسایی شوند، به بردار حالت های سازه الحاق می شوند، تا بردار تعمیم یافته معادلات ۳۶ و ۳۷ تشکیل شود:

$$X_{12 \times 1}^{aug} = \underbrace{[x_1, x_2, \dots, x_4]}_{\text{حالت ها}} \underbrace{[x_5, x_6, \dots, x_{12}]}_{\text{پارامترها}}^T \quad (36)$$

$$X_{12 \times 1}^{aug} = [x, \dot{x}, z, \varepsilon, a, b, \hat{A}, \beta, \gamma, n, \delta_s, \sigma]^T \quad (37)$$

لازم به ذکر است که پارامترهای  $a$  و  $b$  در معادله ی ۳۷ به ترتیب به صورت  $a = 2\zeta\omega$  و  $b = \alpha\omega^2$  تعریف شده اند که  $\omega$  در آن ها بسامد طبیعی زاویه یی و  $\zeta$  نسبت میرایی سازه هستند. همچنین، تعریف پارامتر  $\hat{A}$  در معادله ی ۳۵ ارائه شده



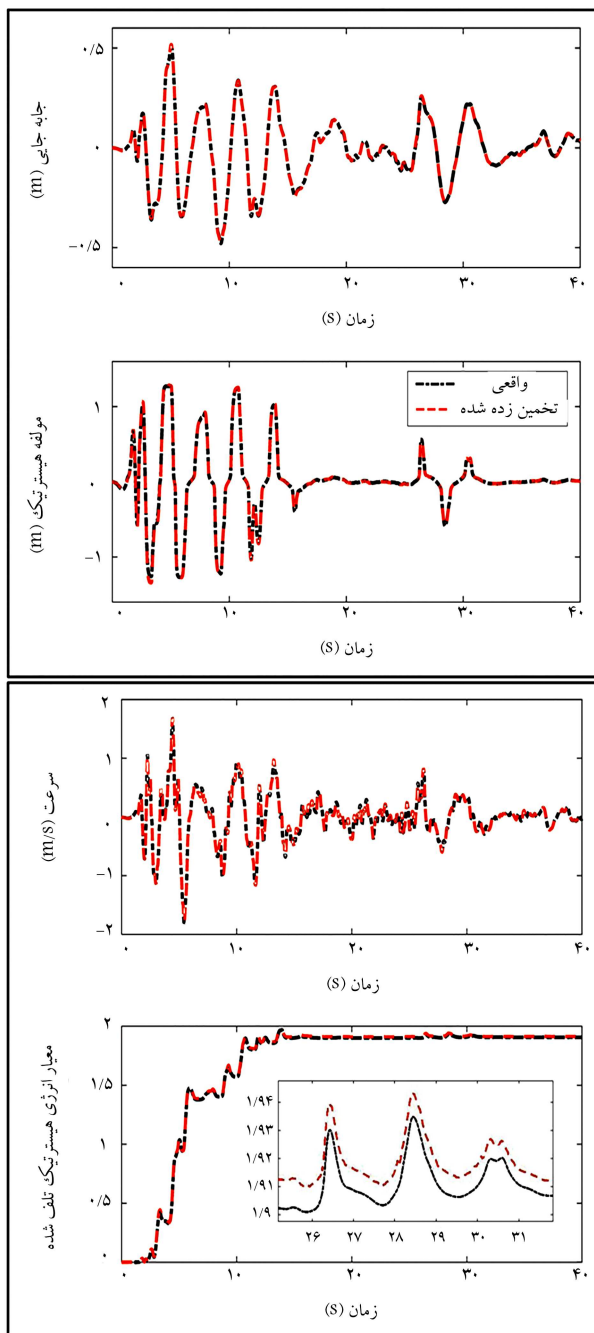
شکل ۲. شماتیک ساختمان ۳ طبقه ی برشی با رفتار غیرخطی.

شده است. در مثال های اول و دوم، رفتار غیرخطی ساختمان های برشی ۱ طبقه که به ترتیب اثر فقط باریک شوندگی و هر دو پدیده ی زوال سختی و مقاومت و اثر باریک شوندگی داشتند، به صورت برخط پایش شده اند. در مثال سوم، نیز ساختمان ۳ طبقه ی برشی با هر دو پدیده ی زوال و اثر باریک شوندگی که مجموعاً ۵۴ حالت و پارامتر مجهول داشتند، فقط با در اختیار داشتن ۳ سیگنال پاسخ شتاب آغشته به نویز به صورت برخط شناسایی و منحنی رفتار هیسترتیک طبقات سازه در حین وقوع زلزله ردیابی شده است. با توجه به اینکه در مثال های ارائه شده، برای انجام فرایند شبیه سازی از سازه های نمونه با جرم مقیاس شده استفاده شده است، لذا با هدف اعمال نیروی لرزه یی متناظر با بروز رفتار غیرخطی در سازه، رکوردهای زلزله با ضرایب مقیاس مناسب تشدید شده اند. شماتیک ساختمان ۳ طبقه ی برشی با رفتار غیرخطی، در شکل ۲ مشاهده می شود.

### ۱.۳. ساختمان برشی ۱ طبقه با رفتار هیسترتیک دارای اثر

#### باریک شوندگی

در مثال اول، به شناسایی هم زمان حالت ها و پارامترهای مجهول ساختمان برشی ۱ طبقه با رفتار هیسترتیک دارای اثر باریک شوندگی تحت مؤلفه ی افقی (شمال - جنوب) زلزله ی ۱۹۴۰ ال سنترو پرداخته شده است. معادلات دیفرانسیل حاکم بر رفتار هیسترتیک غیرخطی ساختمان مذکور با توجه به در نظر گرفتن اثر فقط



شکل ۳. مقادیر حالت‌های واقعی و شناسایی شده (جابه‌جایی نسبی، مؤلفه‌ی هیسترتیک، سرعت نسبی و معیار انرژی هیسترتیک تلف شده).

روش تقریب تصادفی مونت‌کارلو با تکرار فرایند شبیه‌سازی و شناسایی سیستم مورد نظر، اطلاعات مفید و قابل اعتمادی را در رابطه با مقادیر نهایی مجهولات سازه و عدم قطعیت موجود در تخمین‌های به دست آمده ارائه می‌دهد. در مثال اول به منظور بررسی عملکرد روش پیشنهادی در فرایند شناسایی غیرخطی، خطای تخمین پارامترها به ازاء ۶۰ شبیه‌سازی متوالی محاسبه شده است. میانگین مقادیر خطای تخمین به دست آمده برای کلیه‌ی پارامترها در جدول ۱ ارائه شده است. در شکل ۵، نمودار انحراف معیار تجربی و تحلیلی برای تخمین پارامترها در طول مدت زمان تحریک مشاهده می‌شود که مطابق آن‌ها، تاریخچه‌ی زمانی

است. حال معادلات دیفرانسیل اخیر را می‌توان به فرم معادله‌ی غیرخطی فضای حالت رابطه‌ی ۴۱ بازنویسی کرد. همچنین با ثبت سیگنال تحریک ورودی و پاسخ شتاب طبقه، معادله‌ی اندازه‌گیری را می‌توان به صورت رابطه‌ی ۳۸ بیان کرد:

$$\ddot{y} = -x_2 x_5 - x_6 x_1 - x_7 + v \quad (38)$$

در رابطه بالا،  $v$  معرف نویز اندازه‌گیری است که به صورت یک فرایند تصادفی گاوسی با میانگین صفر و واریانس معلوم  $R_n$  در نظر گرفته می‌شود. حدس اولیه برای متغیرهای حالت، مقدار صفر و برای ۸ پارامتر مجهول در حدود ۵۰ درصد مقدار واقعی آن‌ها در نظر گرفته شده است. همچنین ماتریس کوواریانس اولیه‌ی نویز فرایند به صورت  $R_v = blkdiag[R_x, R_r]$  خواهد بود که در آن ماتریس ثابت کوواریانس نویز حالت‌ها و  $R_r$  ماتریس کوواریانس اولیه‌ی نویز پارامترها هستند و به صورت روابط ۳۹ و ۴۰ تعریف شده‌اند.

$$R_x = diag[0, 1e^{-6}, 1e^{-4}, 1e^6] \quad (39)$$

$$R_r = diag[1, 0.15, 30, 30, 25, 16, 0.1, 0.15] \quad (40)$$

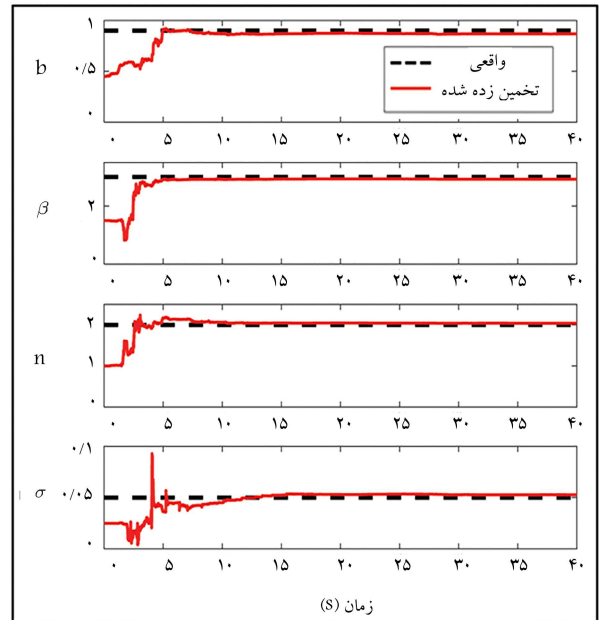
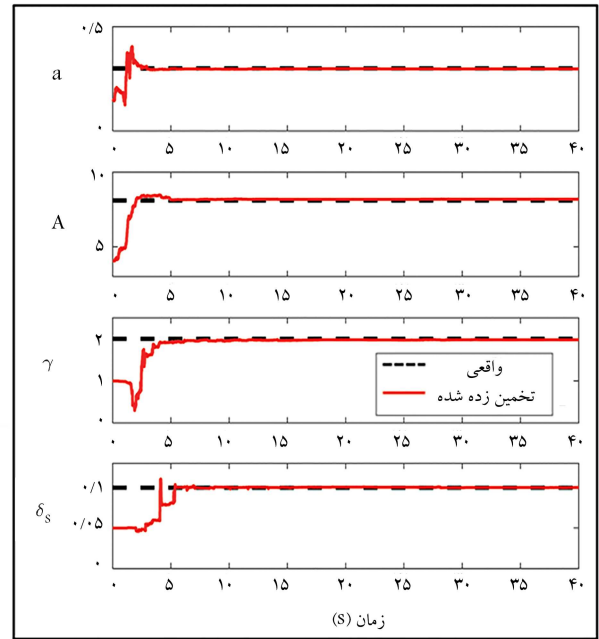
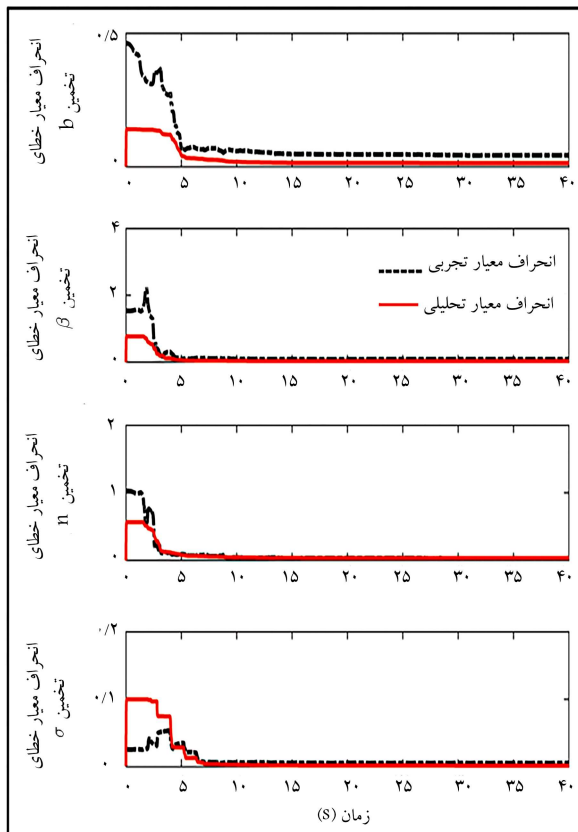
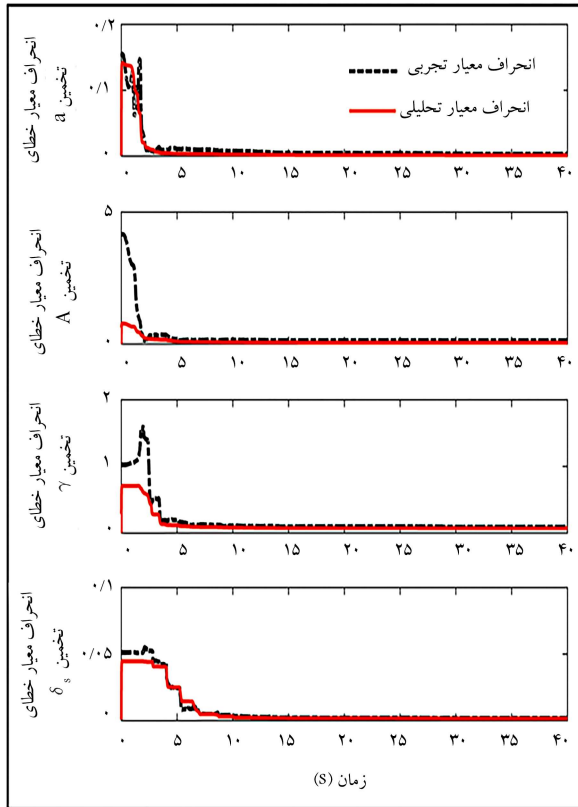
کوواریانس نویز اندازه‌گیری نیز به صورت  $R_n = 0.10006$  و ماتریس کوواریانس اولیه‌ی خطای تخمین حالت‌ها و پارامترها به صورت  $P_{|0}^{aug} = 10^{-6} I_{12}$  منظور شده‌اند. مقدار پارامتر ثابت  $\alpha_{RM}$  در رابطه‌ی ۳۰ نیز برابر ۰٫۵ فرض شده است که بیانگر وزن‌دهی مساوی به دو کمیت کوواریانس نویز پارامترها درگام قبل و مقدار سیگنال نوآوری است. برای ارتعاش‌های کم‌دامنه (رفتار خطی)، بسامد طبیعی سازه برابر با  $\omega = 3 \text{ rad/sec}$  است.

$$\dot{X}^{aug} =$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x} = x_2 \\ \ddot{x} = -u - x_5 x_2 - x_6 x_1 - x_7 \\ \dot{z} = \frac{x_7 - x_8 \sin(x_2) |x_2|^{x_1 - 1} x_2 - x_9 |x_2|^{x_1}}{1 + \sqrt{\frac{x_4 x_5 x_1}{x_3}} e^{-x_2^2 / x_2} [x_7 - x_8 \sin(x_2) |x_2|^{x_1 - 1} x_2 - x_9 |x_2|^{x_1}]} \\ \dot{c} = x_3 x_2 \\ 0 \times 1 \end{bmatrix} \quad (41)$$

نرخ نمونه‌برداری برای سیگنال تحریک و تمامی پاسخ‌های اندازه‌گیری شده، ۱۰۰ هرتز است. به سیگنال تحریک ورودی و همچنین سیگنال پاسخ شتاب مطلق اندازه‌گیری شده، نویز سفید گاوسی به ترتیب با متوسط جذر میانگین مربعات ۴٫۱۹ و ۴٫۰۴ درصد اضافه شده است. به منظور حل معادلات دیفرانسیل حاکم بر سازه‌ی غیرخطی مذکور از الگوریتم رانگ - کوتای مرتبه‌ی چهارم استفاده شده است. همان‌طور که پیشتر نیز عنوان شد، مقادیر اولیه برای تخمین پارامترها در حدود ۵۰٪ مقادیر نهایی آن در نظر گرفته شده‌اند تا استحکام روش پیشنهادی نسبت به وجود خطای قابل توجه در تخمین اولیه آشکار شود. مقادیر حالت‌های واقعی و شناسایی شده در شکل ۳ و تاریخچه‌ی زمانی تخمین پارامترهای سازه در طول مدت زمان تحریک زلزله در شکل ۴ مشاهده می‌شوند.

در کاربردهای عملی، سیگنال‌های تحریک ورودی و پاسخ اندازه‌گیری شده توسط حسگرها همواره آغشته به نویز هستند. با توجه به ماهیت تصادفی نویزهای وارده به سیگنال‌ها، بررسی پایداری و همگرایی و دقت الگوریتم‌های شناسایی در تخمین مجهولات سازه، فقط با یک بار انجام فرایند شبیه‌سازی ممکن نیست و لازم است این فرایند به دفعات تکرار شود تا نتایج ارزیابی به دست آمده قابل اعتماد باشند.



شکل ۴. تاریخچه زمانی تخمین پارامترهای سازه.  
جدول ۱. مقادیر خطای تخمین برای کلیه پارامترهای مجهول.

پارامتر	مقدار	
	دقیق	شناسایی شده
$a$	۰٫۳	۰٫۲۹۸
$b$	۰٫۹	۰٫۸۶۸
$\hat{A}$	۸٫۱	۸٫۱۹۴
$\beta$	۳	۲٫۹۲۶
$\gamma$	۲	۱٫۹۷۸
$n$	۲	۲٫۰۴۳
$\delta_s$	۰٫۱	۰٫۱۰۰
$\sigma$	۰٫۰۵	۰٫۰۵۶۶

شکل ۵. نمودار انحراف معیار تجربی و تحلیلی برای خطای تخمین پارامترها در طول مدت زمان تحریک سازه.

پارامتر	مقدار		خطای تخمین (%)
	دقیق	شناسایی شده	
a	۰٫۳	۰٫۲۹۶	۱٫۳۱
b	۰٫۹	۰٫۸۲	۹٫۰۲
c	۸٫۱	۸٫۱۵	۰٫۶۵
β	۳	۲٫۵۲	۱۵٫۸۷
γ	۲	۱٫۶۶	۱۶٫۹۷
n	۳	۲٫۸۴	۵٫۳۴
δ <sub>v</sub>	۰٫۲	۰٫۲۰۸	۳٫۸۶
δ <sub>η</sub>	۰٫۲	۰٫۲۱	۵٫۰۷
ζ <sub>s</sub>	۰٫۵	۰٫۴۹	۲٫۶۶
q	۰٫۱	۰٫۰۹	۵٫۵۰
p	۳	۲٫۷۲	۹٫۲۹
ψ	۰٫۵	۰٫۵۲	۳٫۶۷
δ <sub>ψ</sub>	۰٫۲	۰٫۲۱	۲٫۵۲
λ	۰٫۵	۰٫۴۷	۶٫۵۰

ال سنتر با بیشینه‌ی شتاب زمین ۰٫۲۸g با ضریب مقیاس ۹ تشدید شده است. در این مرحله، تعداد ۱۴ پارامتر مجهولی که قرار است با استفاده از الگوریتم پیشنهادی شناسایی شوند، به بردار حالت‌های سازه الحاق می‌شوند، تا بردار تعمیم‌یافته مطابق روابط ۴۳ و ۴۴ تشکیل شود:

$$X_{18 \times 1}^{aug} = \left[ \overbrace{x_1, x_2, \dots, x_4}^{\text{حالت‌ها}}, \overbrace{x_5, x_6, \dots, x_{18}}^{\text{پارامترها}} \right]^T \quad (43)$$

$$X_{18 \times 1}^{aug} = [x, \dot{x}, z, \varepsilon, a, b, c, \beta, \gamma, n, \delta_v, \delta_\eta, \zeta_s, q, p, \psi, \delta_\psi, \lambda]^T \quad (44)$$

۱۴ پارامتر مجهول ذکر شده و مقادیر دقیق نسبت داده شده به آن‌ها در جدول ۲ ارائه شده است. پارامترهای a، b و c در جدول ۲ به ترتیب به صورت  $a = 2\zeta\omega$  و  $b = \alpha\omega_0^2$  و  $c = (1 - \alpha)\omega_0^2$  تعریف شده‌اند. همچنین با ثبت سیگنال تحریک ورودی و پاسخ شتاب طبقه، معادله‌ی اندازه‌گیری را می‌توان به فرم رابطه‌ی ۴۵ بیان کرد:

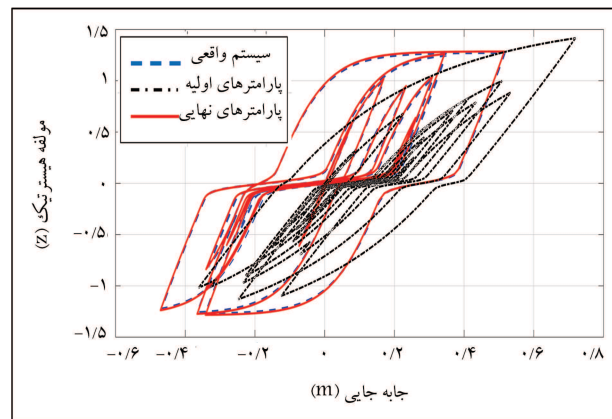
$$\ddot{y} = -x_5x_2 - x_6x_1 - x_7x_2 + v \quad (45)$$

حدس اولیه برای متغیرهای حالت، مقدار صفر و برای ۱۴ پارامتر مجهول در حدود ۵۰٪ مقدار واقعی آن‌ها در نظر گرفته شده است. ماتریس ثابت کوواریانس نوین حالت‌ها و ماتریس کوواریانس اولیه‌ی نوین پارامترها نیز به صورت رابطه‌های ۴۶ و ۴۷ تعریف شده‌اند:

$$R_x = \text{diag}[0.1e^{-6}, 1e^{-6}, 1e^{-6}] \quad (46)$$

$$R_r = \text{diag}[1, 5, 70, 14, 16, 10, 0.03, 0.04, 0.5, 0.1, 10, 0.01, 0.05, 0.3] \quad (47)$$

همچنین کوواریانس نوین اندازه‌گیری به صورت  $R_n = 0.0067$ ، ماتریس کوواریانس اولیه‌ی خطای تخمین حالت‌ها و پارامترها برابر  $P_0^{aug} = 10^{-6} I_{18}$  و مقدار پارامتر ثابت  $\alpha_{RM}$  نیز برابر ۰٫۵ در نظر گرفته شده است. برای ارتفاعات



شکل ۶. منحنی هیستریزس سازه به ازاء مقادیر تخمین اولیه و نهایی پارامترها.

میانگین انحراف معیارهای تحلیلی که از روی جذر درایه‌های روی قطار اصلی ماتریس کوواریانس خطای تخمین حالت‌ها و پارامترها (P) به دست می‌آیند و همچنین تاریخچه‌ی زمانی مقادیر انحراف معیار تجربی به ازاء شبیه‌سازی‌های تصادفی مونت‌کارلو ارائه شده است. همان‌طور که از نمودارها مشخص است، با گذشت زمان و افزایش دقت تخمین پارامترها، انحراف معیار تجربی خطای تخمین کاهش یافته و به مقدار تحلیلی متناظر نزدیک شده است. در رابطه‌ی ۴۲، نحوه‌ی محاسبه‌ی انحراف معیار تجربی خطای تخمین پارامترها ارائه شده است:

$$EXP\_STD = \sqrt{\frac{(w_i(k) - w_i^{True})^T (w_i(k) - w_i^{True})_{NMC \times 1}}{NMC}} \quad (42)$$

که در آن،  $w_i(k)$  بیانگر مقدار تخمین زده شده برای  $i$ امین پارامتر در لحظه  $k$  و  $w_i^{True}$  مقدار واقعی  $i$ امین پارامتر است.  $NMC$  نیز بیانگر تعداد شبیه‌سازی‌های مونت‌کارلو است. روشن است که با افزایش تعداد شبیه‌سازی‌ها، نتایج حاصل از روش تجربی بر نتایج تحلیلی منطبق خواهد شد.

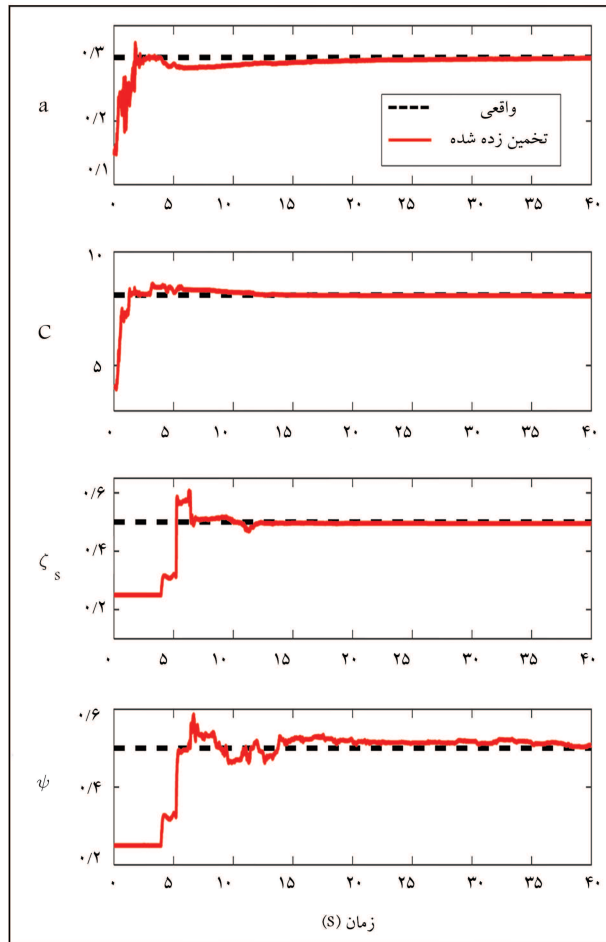
در شکل ۶، منحنی هیستریزس سازه به ازاء مقادیر تخمین اولیه و نهایی پارامترهای مجهول مشاهده می‌شود که مطابق آن، منحنی هیستریزس ترسیم شده به ازاء مقادیر تخمین اولیه که اختلاف قابل توجهی با واقعیت رفتاری سازه دارند، در اثر به‌کارگیری روش پیشنهادی با دقت بسیار بالایی به منحنی‌های رفتار واقعی سازه نزدیک شده یا بر روی آن انطباق پیدا کرده‌اند.

### ۲.۳. ساختمان برشی ۱ طبقه با رفتار هیسترتیک دارای پدیده‌های

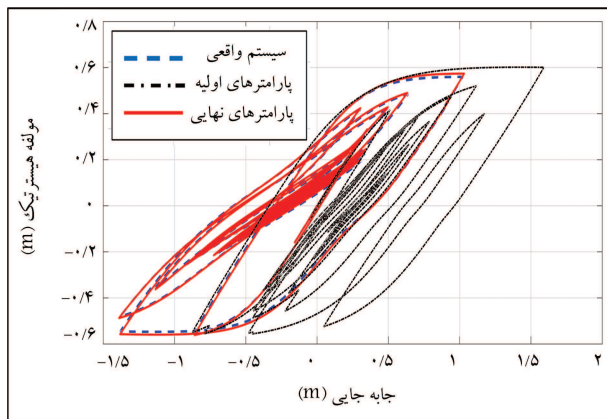
#### زوال و اثر باریک‌شوندگی

هدف از مثال کنونی، شناسایی هم‌زمان حالت‌ها و پارامترهای مجهول ساختمان برشی ۱ طبقه با رفتار هیسترتیک دارای پدیده‌های زوال و اثر باریک‌شوندگی تحت مؤلفه‌ی افقی (شمال - جنوب) زلزله‌ی ۱۹۴۰ ال سنتر است. معادلات دینامیک حاکم بر رفتار هیسترتیک غیرخطی ساختمان مذکور در بخش ۲.۲ ارائه شده است. پارامترهای سازه‌ی استفاده شده در فرآیند شبیه‌سازی نیز مشابه مثال قبل در نظر گرفته شده است. همچنین فرضیات مربوط به پارامترهای مدل بوک - ون در ادامه ارائه شده است. پارامترهای مدل بوک - ون پایه:  $\beta = 3/m^2$ ،  $\gamma = 2/m^2$  و  $n = 3$ ؛ پارامترهای زوال سختی و مقاومت:  $\delta_v = 0.2$ ،  $\delta_\eta = 0.2$ ؛ پارامترهای اثر باریک‌شوندگی:  $\zeta_s = 0.5$ ،  $q = 0.1$ ،  $p = 3$ ،  $\psi = 0.05$ ،  $\delta_\psi = 0.2$ ،  $\lambda = 0.5$ . به منظور شبیه‌سازی رفتار غیرخطی سازه، مؤلفه‌ی افقی رکورد زلزله‌ی



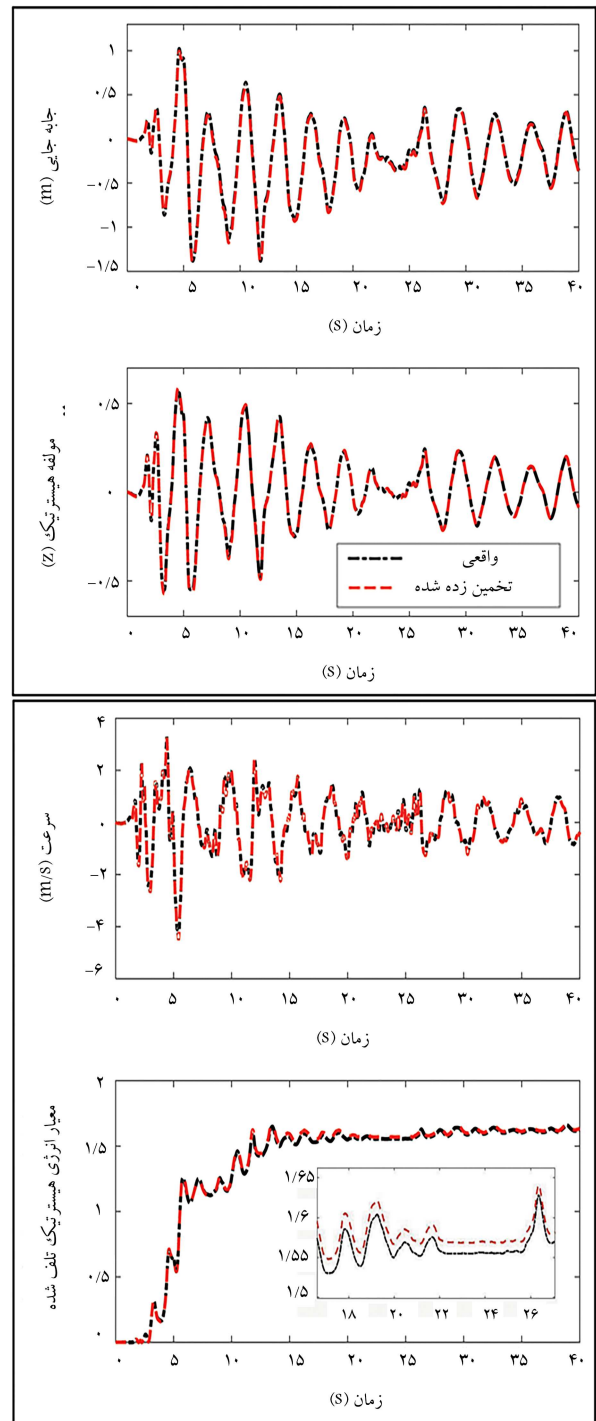


شکل ۸. تاریخچه‌ی زمانی تخمین تعدادی از پارامترهای سازه.



شکل ۹. منحنی هیستریزس سازه به ازاء مقادیر تخمین اولیه و نهایی پارامترها.

شناسایی غیرخطی، روش شبیه‌سازی تصادفی مونت‌کارلو استفاده و خطای تخمین پارامترها به ازاء  $6^\circ$  شبیه‌سازی متوالی محاسبه شده است. میانگین مقادیر خطای تخمین به دست آمده برای کلیه پارامترها در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین تاریخچه‌ی زمانی تخمین تعدادی از پارامترهای سازه در طول مدت زمان تحریک در شکل ۸ مشاهده می‌شود. در شکل ۹، نیز منحنی هیستریزس سازه به ازاء مقادیر تخمین اولیه و نهایی پارامترهای مجهول ارائه شده است. همانطور

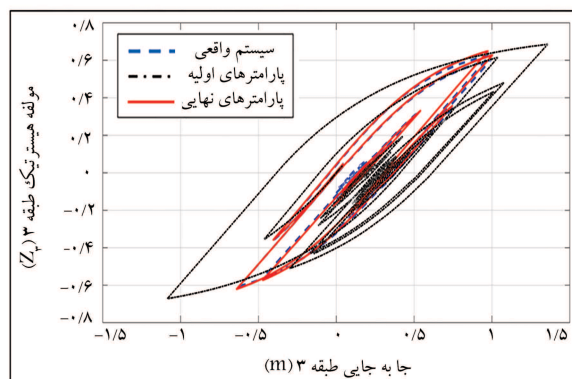
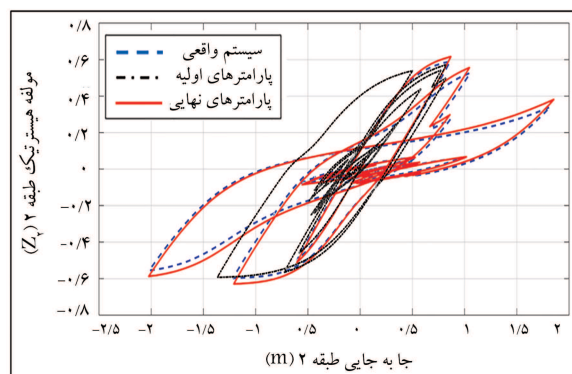
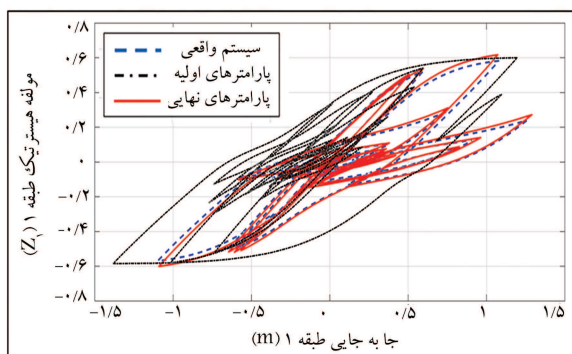


شکل ۷. مقادیر حالت‌های واقعی و شناسایی شده (جاب‌جایی نسبی، مؤلفه‌ی هیسترتیک، سرعت نسبی و معیار انرژی هیسترتیک تلف شده).

کم دامنه (رفتار خطی)، بسامد طبیعی سازه برابر با  $\omega = 3 \text{ rad/sec}$  است. نرخ نمونه‌برداری برای سیگنال تحریک و پاسخ اندازه‌گیری شده  $10^\circ$  هرتز است. به سیگنال تحریک ورودی و همچنین سیگنال پاسخ شتاب مطابق اندازه‌گیری شده، نویز سفید گاوسی به ترتیب با متوسط جذر میانگین مربعات  $4^\circ$  و  $4.5^\circ$  درصد اضافه شده است. مقادیر حالت‌های واقعی و شناسایی شده در شکل ۷ مشاهده می‌شود. همچنین در مثال کنونی به منظور بررسی عملکرد روش پیشنهادی در فرایند

$$R_x = \text{diag}[\underbrace{0, \dots, 0}_{1 \times 2}, \underbrace{5 \times 10^{-6}, \dots, 5 \times 10^{-6}}_{1 \times 2}, \underbrace{5 \times 10^{-4}, \dots, 5 \times 10^{-4}}_{1 \times 2}, \underbrace{5 \times 10^{-6}, \dots, 5 \times 10^{-6}}_{1 \times 2}] \quad (51)$$

همچنین ماتریس کوواریانس نیز اندازه‌گیری به صورت  $R_n = \text{diag}[0, 17, 0, 7, 0, 12]$  و ماتریس کوواریانس اولیه خطای تخمین حالت‌ها و پارامترها به صورت  $P_0^{aug} = 10^{-10} I_{52}$  فرض شده است. در مرحله رفتار خطی، بسامدهای طبیعی سه‌مود نیز برابر  $0,7$  فرض شده است. در مرحله رفتار خطی، بسامدهای طبیعی سه‌مود اول به ترتیب برابر با  $3,775$ ،  $10,03$  و  $14,44 \text{ rad/sec}$  و  $\omega_1 = 10,03$  و  $\omega_2 = 14,44 \text{ rad/sec}$  دست آمده‌اند. نرخ نمونه‌برداری برای سیگنال تحریک و تمامی پاسخ‌های اندازه‌گیری شده  $10^5$  هرتز بوده و به سیگنال تحریک و همچنین سیگنال‌های پاسخ شتاب مطلق اندازه‌گیری شده در طبقات اول تا سوم سازه، نیز سفید گاوسی به



شکل ۱۰. منحنی‌های هیستریزس طبقات اول تا سوم به ازاء مقادیر تخمین اولیه و نهایی پارامترها.

که مشاهده می‌شود، منحنی هیستریزس ترسیم شده به ازاء مقادیر تخمین اولیه، در اثر به‌کارگیری روش پیشنهادی با دقت بسیار بالایی به منحنی‌های رفتار واقعی سازه نزدیک شده با بر روی آن انطباق پیدا کرده‌اند.

### ۳.۳. ساختمان ۳ طبقه‌ی برشی با رفتار هیسترتیک دارای پدیده‌های زوال و اثر باریک‌شوندگی

هدف از مثال حاضر، شناسایی برخط مجموعاً ۵۴ حالت و پارامتر مجهول (۱۲ حالت و ۴۲ پارامتر) فقط با استفاده از سه سیگنال پاسخ شتاب آغشته به نوز است. به همین منظور، ساختمان ۳ طبقه‌ی برشی با رفتار هیسترتیک دارای پدیده‌های زوال و اثر باریک‌شوندگی تحت مؤلفه‌ی افقی زلزله‌ی ۱۹۹۵ کوبه قرار داده شده است. معادلات دیفرانسیل حاکم بر رفتار هیسترتیک غیرخطی ساختمان ۳ طبقه‌ی برشی مذکور به صورت رابطه‌ی ۴۸ بیان می‌شود:

$$m_i \left( \sum_{p=1}^i \ddot{x}_p \right) + c_i \dot{x}_i - c_{i+1} \dot{x}_{i+1} + \alpha_i k_i x_i - \alpha_{i+1} k_{i+1} x_{i+1} + (\alpha_i - \alpha_{i+1}) k_i z_i - (\alpha_{i+1} - \alpha_{i+2}) k_{i+1} z_{i+1} = -m_i \ddot{x}_g \quad i = 1, \dots, 3 \quad (48)$$

توضیحات مربوط به حالت‌ها و پارامترهای رابطه‌ی اخیر در بخش ۲.۲ ارائه شده است. پارامترهای استفاده شده در فرایند شبیه‌سازی عبارت‌اند از: جرم یکسان طبقات  $m_i = 300 \text{ kg}$ ، سختی طبقات  $k_1 = 24,2$ ،  $k_2 = 19,4$ ،  $k_3 = 17 \text{ KN/m}$ ، میرایی طبقات  $c_1 = 0,229 \text{ KN.Sec/m}$  و  $c_2 = 0,261$ ،  $c_3 = 0,326$  که به صورت میرایی کلاسیک متناسب با سختی در نظر گرفته شده‌اند و به ترتیب معادل با نسبت‌های میرایی  $0,229$ ،  $0,261$ ،  $0,326$  بر حسب درصد هستند. پارامترهای مدل بوک - ون پایه:  $\beta_1 = 2,5$ ،  $\beta_2 = 2,5$ ،  $\beta_3 = 1/m^2$ ،  $\gamma_1 = \gamma_2 = 1,5$ ،  $\delta_{v1} = \delta_{v2} = 0,1$ ،  $\delta_{v3} = 0,1$ ،  $\delta_{\eta1} = \delta_{\eta2} = 0,1$ ،  $\delta_{\eta3} = 0,1$ ،  $\delta_{\psi1} = \delta_{\psi2} = 0,05$ ،  $\delta_{\psi3} = 0,05$ ،  $\lambda_3 = 0,1$ ،  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0,2$ ،  $\lambda_3 = 0,1$ ،  $\delta_{\psi1} = \delta_{\psi2} = 0,05$ ،  $\delta_{\psi3} = 0,05$ ،  $\psi_1 = \psi_2 = 0,2$ ،  $\psi_3 = 0,1$ ،  $p_1 = p_2 = 2$ ،  $p_3 = 1$ ،  $q_1 = q_2 = 0,1$ ،  $q_3 = 0,1$ ،  $r_1 = r_2 = 0,1$ ،  $r_3 = 0,1$ ،  $s_1 = s_2 = 0,1$ ،  $s_3 = 0,1$ ،  $t_1 = t_2 = 0,1$ ،  $t_3 = 0,1$ ،  $u_1 = u_2 = 0,1$ ،  $u_3 = 0,1$ ،  $v_1 = v_2 = 0,1$ ،  $v_3 = 0,1$ ،  $w_1 = w_2 = 0,1$ ،  $w_3 = 0,1$ ،  $x_1 = x_2 = 0,1$ ،  $x_3 = 0,1$ ،  $y_1 = y_2 = 0,1$ ،  $y_3 = 0,1$ ،  $z_1 = z_2 = 0,1$ ،  $z_3 = 0,1$ ،  $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 0,1$ ،  $\alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6 = 0,1$ ،  $\alpha_7 = \alpha_8 = \alpha_9 = 0,1$ ،  $\alpha_{10} = \alpha_{11} = \alpha_{12} = 0,1$ ،  $\alpha_{13} = \alpha_{14} = \alpha_{15} = 0,1$ ،  $\alpha_{16} = \alpha_{17} = \alpha_{18} = 0,1$ ،  $\alpha_{19} = \alpha_{20} = \alpha_{21} = 0,1$ ،  $\alpha_{22} = \alpha_{23} = \alpha_{24} = 0,1$ ،  $\alpha_{25} = \alpha_{26} = \alpha_{27} = 0,1$ ،  $\alpha_{28} = \alpha_{29} = \alpha_{30} = 0,1$ ،  $\alpha_{31} = \alpha_{32} = \alpha_{33} = 0,1$ ،  $\alpha_{34} = \alpha_{35} = \alpha_{36} = 0,1$ ،  $\alpha_{37} = \alpha_{38} = \alpha_{39} = 0,1$ ،  $\alpha_{40} = \alpha_{41} = \alpha_{42} = 0,1$ ،  $\alpha_{43} = \alpha_{44} = \alpha_{45} = 0,1$ ،  $\alpha_{46} = \alpha_{47} = \alpha_{48} = 0,1$ ،  $\alpha_{49} = \alpha_{50} = \alpha_{51} = 0,1$ ،  $\alpha_{52} = \alpha_{53} = \alpha_{54} = 0,1$ ،  $\alpha_{55} = \alpha_{56} = \alpha_{57} = 0,1$ ،  $\alpha_{58} = \alpha_{59} = \alpha_{60} = 0,1$ ،  $\alpha_{61} = \alpha_{62} = \alpha_{63} = 0,1$ ،  $\alpha_{64} = \alpha_{65} = \alpha_{66} = 0,1$ ،  $\alpha_{67} = \alpha_{68} = \alpha_{69} = 0,1$ ،  $\alpha_{70} = \alpha_{71} = \alpha_{72} = 0,1$ ،  $\alpha_{73} = \alpha_{74} = \alpha_{75} = 0,1$ ،  $\alpha_{76} = \alpha_{77} = \alpha_{78} = 0,1$ ،  $\alpha_{79} = \alpha_{80} = \alpha_{81} = 0,1$ ،  $\alpha_{82} = \alpha_{83} = \alpha_{84} = 0,1$ ،  $\alpha_{85} = \alpha_{86} = \alpha_{87} = 0,1$ ،  $\alpha_{88} = \alpha_{89} = \alpha_{90} = 0,1$ ،  $\alpha_{91} = \alpha_{92} = \alpha_{93} = 0,1$ ،  $\alpha_{94} = \alpha_{95} = \alpha_{96} = 0,1$ ،  $\alpha_{97} = \alpha_{98} = \alpha_{99} = 0,1$ ،  $\alpha_{100} = 0,1$ ،  $\alpha_{101} = \alpha_{102} = \alpha_{103} = 0,1$ ،  $\alpha_{104} = \alpha_{105} = \alpha_{106} = 0,1$ ،  $\alpha_{107} = \alpha_{108} = \alpha_{109} = 0,1$ ،  $\alpha_{110} = \alpha_{111} = \alpha_{112} = 0,1$ ،  $\alpha_{113} = \alpha_{114} = \alpha_{115} = 0,1$ ،  $\alpha_{116} = \alpha_{117} = \alpha_{118} = 0,1$ ،  $\alpha_{119} = \alpha_{120} = \alpha_{121} = 0,1$ ،  $\alpha_{122} = \alpha_{123} = \alpha_{124} = 0,1$ ،  $\alpha_{125} = \alpha_{126} = \alpha_{127} = 0,1$ ،  $\alpha_{128} = \alpha_{129} = \alpha_{130} = 0,1$ ،  $\alpha_{131} = \alpha_{132} = \alpha_{133} = 0,1$ ،  $\alpha_{134} = \alpha_{135} = \alpha_{136} = 0,1$ ،  $\alpha_{137} = \alpha_{138} = \alpha_{139} = 0,1$ ،  $\alpha_{140} = \alpha_{141} = \alpha_{142} = 0,1$ ،  $\alpha_{143} = \alpha_{144} = \alpha_{145} = 0,1$ ،  $\alpha_{146} = \alpha_{147} = \alpha_{148} = 0,1$ ،  $\alpha_{149} = \alpha_{150} = \alpha_{151} = 0,1$ ،  $\alpha_{152} = \alpha_{153} = \alpha_{154} = 0,1$ ،  $\alpha_{155} = \alpha_{156} = \alpha_{157} = 0,1$ ،  $\alpha_{158} = \alpha_{159} = \alpha_{160} = 0,1$ ،  $\alpha_{161} = \alpha_{162} = \alpha_{163} = 0,1$ ،  $\alpha_{164} = \alpha_{165} = \alpha_{166} = 0,1$ ،  $\alpha_{167} = \alpha_{168} = \alpha_{169} = 0,1$ ،  $\alpha_{170} = \alpha_{171} = \alpha_{172} = 0,1$ ،  $\alpha_{173} = \alpha_{174} = \alpha_{175} = 0,1$ ،  $\alpha_{176} = \alpha_{177} = \alpha_{178} = 0,1$ ،  $\alpha_{179} = \alpha_{180} = \alpha_{181} = 0,1$ ،  $\alpha_{182} = \alpha_{183} = \alpha_{184} = 0,1$ ،  $\alpha_{185} = \alpha_{186} = \alpha_{187} = 0,1$ ،  $\alpha_{188} = \alpha_{189} = \alpha_{190} = 0,1$ ،  $\alpha_{191} = \alpha_{192} = \alpha_{193} = 0,1$ ،  $\alpha_{194} = \alpha_{195} = \alpha_{196} = 0,1$ ،  $\alpha_{197} = \alpha_{198} = \alpha_{199} = 0,1$ ،  $\alpha_{200} = 0,1$ ،  $\alpha_{201} = \alpha_{202} = \alpha_{203} = 0,1$ ،  $\alpha_{204} = \alpha_{205} = \alpha_{206} = 0,1$ ،  $\alpha_{207} = \alpha_{208} = \alpha_{209} = 0,1$ ،  $\alpha_{210} = \alpha_{211} = \alpha_{212} = 0,1$ ،  $\alpha_{213} = \alpha_{214} = \alpha_{215} = 0,1$ ،  $\alpha_{216} = \alpha_{217} = \alpha_{218} = 0,1$ ،  $\alpha_{219} = \alpha_{220} = \alpha_{221} = 0,1$ ،  $\alpha_{222} = \alpha_{223} = \alpha_{224} = 0,1$ ،  $\alpha_{225} = \alpha_{226} = \alpha_{227} = 0,1$ ،  $\alpha_{228} = \alpha_{229} = \alpha_{230} = 0,1$ ،  $\alpha_{231} = \alpha_{232} = \alpha_{233} = 0,1$ ،  $\alpha_{234} = \alpha_{235} = \alpha_{236} = 0,1$ ،  $\alpha_{237} = \alpha_{238} = \alpha_{239} = 0,1$ ،  $\alpha_{240} = \alpha_{241} = \alpha_{242} = 0,1$ ،  $\alpha_{243} = \alpha_{244} = \alpha_{245} = 0,1$ ،  $\alpha_{246} = \alpha_{247} = \alpha_{248} = 0,1$ ،  $\alpha_{249} = \alpha_{250} = \alpha_{251} = 0,1$ ،  $\alpha_{252} = \alpha_{253} = \alpha_{254} = 0,1$ ،  $\alpha_{255} = \alpha_{256} = \alpha_{257} = 0,1$ ،  $\alpha_{258} = \alpha_{259} = \alpha_{260} = 0,1$ ،  $\alpha_{261} = \alpha_{262} = \alpha_{263} = 0,1$ ،  $\alpha_{264} = \alpha_{265} = \alpha_{266} = 0,1$ ،  $\alpha_{267} = \alpha_{268} = \alpha_{269} = 0,1$ ،  $\alpha_{270} = \alpha_{271} = \alpha_{272} = 0,1$ ،  $\alpha_{273} = \alpha_{274} = \alpha_{275} = 0,1$ ،  $\alpha_{276} = \alpha_{277} = \alpha_{278} = 0,1$ ،  $\alpha_{279} = \alpha_{280} = \alpha_{281} = 0,1$ ،  $\alpha_{282} = \alpha_{283} = \alpha_{284} = 0,1$ ،  $\alpha_{285} = \alpha_{286} = \alpha_{287} = 0,1$ ،  $\alpha_{288} = \alpha_{289} = \alpha_{290} = 0,1$ ،  $\alpha_{291} = \alpha_{292} = \alpha_{293} = 0,1$ ،  $\alpha_{294} = \alpha_{295} = \alpha_{296} = 0,1$ ،  $\alpha_{297} = \alpha_{298} = \alpha_{299} = 0,1$ ،  $\alpha_{300} = 0,1$ ،  $\alpha_{301} = \alpha_{302} = \alpha_{303} = 0,1$ ،  $\alpha_{304} = \alpha_{305} = \alpha_{306} = 0,1$ ،  $\alpha_{307} = \alpha_{308} = \alpha_{309} = 0,1$ ،  $\alpha_{310} = \alpha_{311} = \alpha_{312} = 0,1$ ،  $\alpha_{313} = \alpha_{314} = \alpha_{315} = 0,1$ ،  $\alpha_{316} = \alpha_{317} = \alpha_{318} = 0,1$ ،  $\alpha_{319} = \alpha_{320} = \alpha_{321} = 0,1$ ،  $\alpha_{322} = \alpha_{323} = \alpha_{324} = 0,1$ ،  $\alpha_{325} = \alpha_{326} = \alpha_{327} = 0,1$ ،  $\alpha_{328} = \alpha_{329} = \alpha_{330} = 0,1$ ،  $\alpha_{331} = \alpha_{332} = \alpha_{333} = 0,1$ ،  $\alpha_{334} = \alpha_{335} = \alpha_{336} = 0,1$ ،  $\alpha_{337} = \alpha_{338} = \alpha_{339} = 0,1$ ،  $\alpha_{340} = \alpha_{341} = \alpha_{342} = 0,1$ ،  $\alpha_{343} = \alpha_{344} = \alpha_{345} = 0,1$ ،  $\alpha_{346} = \alpha_{347} = \alpha_{348} = 0,1$ ،  $\alpha_{349} = \alpha_{350} = \alpha_{351} = 0,1$ ،  $\alpha_{352} = \alpha_{353} = \alpha_{354} = 0,1$ ،  $\alpha_{355} = \alpha_{356} = \alpha_{357} = 0,1$ ،  $\alpha_{358} = \alpha_{359} = \alpha_{360} = 0,1$ ،  $\alpha_{361} = \alpha_{362} = \alpha_{363} = 0,1$ ،  $\alpha_{364} = \alpha_{365} = \alpha_{366} = 0,1$ ،  $\alpha_{367} = \alpha_{368} = \alpha_{369} = 0,1$ ،  $\alpha_{370} = \alpha_{371} = \alpha_{372} = 0,1$ ،  $\alpha_{373} = \alpha_{374} = \alpha_{375} = 0,1$ ،  $\alpha_{376} = \alpha_{377} = \alpha_{378} = 0,1$ ،  $\alpha_{379} = \alpha_{380} = \alpha_{381} = 0,1$ ،  $\alpha_{382} = \alpha_{383} = \alpha_{384} = 0,1$ ،  $\alpha_{385} = \alpha_{386} = \alpha_{387} = 0,1$ ،  $\alpha_{388} = \alpha_{389} = \alpha_{390} = 0,1$ ،  $\alpha_{391} = \alpha_{392} = \alpha_{393} = 0,1$ ،  $\alpha_{394} = \alpha_{395} = \alpha_{396} = 0,1$ ،  $\alpha_{397} = \alpha_{398} = \alpha_{399} = 0,1$ ،  $\alpha_{400} = 0,1$ ،  $\alpha_{401} = \alpha_{402} = \alpha_{403} = 0,1$ ،  $\alpha_{404} = \alpha_{405} = \alpha_{406} = 0,1$ ،  $\alpha_{407} = \alpha_{408} = \alpha_{409} = 0,1$ ،  $\alpha_{410} = \alpha_{411} = \alpha_{412} = 0,1$ ،  $\alpha_{413} = \alpha_{414} = \alpha_{415} = 0,1$ ،  $\alpha_{416} = \alpha_{417} = \alpha_{418} = 0,1$ ،  $\alpha_{419} = \alpha_{420} = \alpha_{421} = 0,1$ ،  $\alpha_{422} = \alpha_{423} = \alpha_{424} = 0,1$ ،  $\alpha_{425} = \alpha_{426} = \alpha_{427} = 0,1$ ،  $\alpha_{428} = \alpha_{429} = \alpha_{430} = 0,1$ ،  $\alpha_{431} = \alpha_{432} = \alpha_{433} = 0,1$ ،  $\alpha_{434} = \alpha_{435} = \alpha_{436} = 0,1$ ،  $\alpha_{437} = \alpha_{438} = \alpha_{439} = 0,1$ ،  $\alpha_{440} = \alpha_{441} = \alpha_{442} = 0,1$ ،  $\alpha_{443} = \alpha_{444} = \alpha_{445} = 0,1$ ،  $\alpha_{446} = \alpha_{447} = \alpha_{448} = 0,1$ ،  $\alpha_{449} = \alpha_{450} = \alpha_{451} = 0,1$ ،  $\alpha_{452} = \alpha_{453} = \alpha_{454} = 0,1$ ،  $\alpha_{455} = \alpha_{456} = \alpha_{457} = 0,1$ ،  $\alpha_{458} = \alpha_{459} = \alpha_{460} = 0,1$ ،  $\alpha_{461} = \alpha_{462} = \alpha_{463} = 0,1$ ،  $\alpha_{464} = \alpha_{465} = \alpha_{466} = 0,1$ ،  $\alpha_{467} = \alpha_{468} = \alpha_{469} = 0,1$ ،  $\alpha_{470} = \alpha_{471} = \alpha_{472} = 0,1$ ،  $\alpha_{473} = \alpha_{474} = \alpha_{475} = 0,1$ ،  $\alpha_{476} = \alpha_{477} = \alpha_{478} = 0,1$ ،  $\alpha_{479} = \alpha_{480} = \alpha_{481} = 0,1$ ،  $\alpha_{482} = \alpha_{483} = \alpha_{484} = 0,1$ ،  $\alpha_{485} = \alpha_{486} = \alpha_{487} = 0,1$ ،  $\alpha_{488} = \alpha_{489} = \alpha_{490} = 0,1$ ،  $\alpha_{491} = \alpha_{492} = \alpha_{493} = 0,1$ ،  $\alpha_{494} = \alpha_{495} = \alpha_{496} = 0,1$ ،  $\alpha_{497} = \alpha_{498} = \alpha_{499} = 0,1$ ،  $\alpha_{500} = 0,1$ ،  $\alpha_{501} = \alpha_{502} = \alpha_{503} = 0,1$ ،  $\alpha_{504} = \alpha_{505} = \alpha_{506} = 0,1$ ،  $\alpha_{507} = \alpha_{508} = \alpha_{509} = 0,1$ ،  $\alpha_{510} = \alpha_{511} = \alpha_{512} = 0,1$ ،  $\alpha_{513} = \alpha_{514} = \alpha_{515} = 0,1$ ،  $\alpha_{516} = \alpha_{517} = \alpha_{518} = 0,1$ ،  $\alpha_{519} = \alpha_{520} = \alpha_{521} = 0,1$ ،  $\alpha_{522} = \alpha_{523} = \alpha_{524} = 0,1$ ،  $\alpha_{525} = \alpha_{526} = \alpha_{527} = 0,1$ ،  $\alpha_{528} = \alpha_{529} = \alpha_{530} = 0,1$ ،  $\alpha_{531} = \alpha_{532} = \alpha_{533} = 0,1$ ،  $\alpha_{534} = \alpha_{535} = \alpha_{536} = 0,1$ ،  $\alpha_{537} = \alpha_{538} = \alpha_{539} = 0,1$ ،  $\alpha_{540} = \alpha_{541} = \alpha_{542} = 0,1$ ،  $\alpha_{543} = \alpha_{544} = \alpha_{545} = 0,1$ ،  $\alpha_{546} = \alpha_{547} = \alpha_{548} = 0,1$ ،  $\alpha_{549} = \alpha_{550} = \alpha_{551} = 0,1$ ،  $\alpha_{552} = \alpha_{553} = \alpha_{554} = 0,1$ ،  $\alpha_{555} = \alpha_{556} = \alpha_{557} = 0,1$ ،  $\alpha_{558} = \alpha_{559} = \alpha_{560} = 0,1$ ،  $\alpha_{561} = \alpha_{562} = \alpha_{563} = 0,1$ ،  $\alpha_{564} = \alpha_{565} = \alpha_{566} = 0,1$ ،  $\alpha_{567} = \alpha_{568} = \alpha_{569} = 0,1$ ،  $\alpha_{570} = \alpha_{571} = \alpha_{572} = 0,1$ ،  $\alpha_{573} = \alpha_{574} = \alpha_{575} = 0,1$ ،  $\alpha_{576} = \alpha_{577} = \alpha_{578} = 0,1$ ،  $\alpha_{579} = \alpha_{580} = \alpha_{581} = 0,1$ ،  $\alpha_{582} = \alpha_{583} = \alpha_{584} = 0,1$ ،  $\alpha_{585} = \alpha_{586} = \alpha_{587} = 0,1$ ،  $\alpha_{588} = \alpha_{589} = \alpha_{590} = 0,1$ ،  $\alpha_{591} = \alpha_{592} = \alpha_{593} = 0,1$ ،  $\alpha_{594} = \alpha_{595} = \alpha_{596} = 0,1$ ،  $\alpha_{597} = \alpha_{598} = \alpha_{599} = 0,1$ ،  $\alpha_{600} = 0,1$ ،  $\alpha_{601} = \alpha_{602} = \alpha_{603} = 0,1$ ،  $\alpha_{604} = \alpha_{605} = \alpha_{606} = 0,1$ ،  $\alpha_{607} = \alpha_{608} = \alpha_{609} = 0,1$ ،  $\alpha_{610} = \alpha_{611} = \alpha_{612} = 0,1$ ،  $\alpha_{613} = \alpha_{614} = \alpha_{615} = 0,1$ ،  $\alpha_{616} = \alpha_{617} = \alpha_{618} = 0,1$ ،  $\alpha_{619} = \alpha_{620} = \alpha_{621} = 0,1$ ،  $\alpha_{622} = \alpha_{623} = \alpha_{624} = 0,1$ ،  $\alpha_{625} = \alpha_{626} = \alpha_{627} = 0,1$ ،  $\alpha_{628} = \alpha_{629} = \alpha_{630} = 0,1$ ،  $\alpha_{631} = \alpha_{632} = \alpha_{633} = 0,1$ ،  $\alpha_{634} = \alpha_{635} = \alpha_{636} = 0,1$ ،  $\alpha_{637} = \alpha_{638} = \alpha_{639} = 0,1$ ،  $\alpha_{640} = \alpha_{641} = \alpha_{642} = 0,1$ ،  $\alpha_{643} = \alpha_{644} = \alpha_{645} = 0,1$ ،  $\alpha_{646} = \alpha_{647} = \alpha_{648} = 0,1$ ،  $\alpha_{649} = \alpha_{650} = \alpha_{651} = 0,1$ ،  $\alpha_{652} = \alpha_{653} = \alpha_{654} = 0,1$ ،  $\alpha_{655} = \alpha_{656} = \alpha_{657} = 0,1$ ،  $\alpha_{658} = \alpha_{659} = \alpha_{660} = 0,1$ ،  $\alpha_{661} = \alpha_{662} = \alpha_{663} = 0,1$ ،  $\alpha_{664} = \alpha_{665} = \alpha_{666} = 0,1$ ،  $\alpha_{667} = \alpha_{668} = \alpha_{669} = 0,1$ ،  $\alpha_{670} = \alpha_{671} = \alpha_{672} = 0,1$ ،  $\alpha_{673} = \alpha_{674} = \alpha_{675} = 0,1$ ،  $\alpha_{676} = \alpha_{677} = \alpha_{678} = 0,1$ ،  $\alpha_{679} = \alpha_{680} = \alpha_{681} = 0,1$ ،  $\alpha_{682} = \alpha_{683} = \alpha_{684} = 0,1$ ،  $\alpha_{685} = \alpha_{686} = \alpha_{687} = 0,1$ ،  $\alpha_{688} = \alpha_{689} = \alpha_{690} = 0,1$ ،  $\alpha_{691} = \alpha_{692} = \alpha_{693} = 0,1$ ،  $\alpha_{694} = \alpha_{695} = \alpha_{696} = 0,1$ ،  $\alpha_{697} = \alpha_{698} = \alpha_{699} = 0,1$ ،  $\alpha_{700} = 0,1$ ،  $\alpha_{701} = \alpha_{702} = \alpha_{703} = 0,1$ ،  $\alpha_{704} = \alpha_{705} = \alpha_{706} = 0,1$ ،  $\alpha_{707} = \alpha_{708} = \alpha_{709} = 0,1$ ،  $\alpha_{710} = \alpha_{711} = \alpha_{712} = 0,1$ ،  $\alpha_{713} = \alpha_{714} = \alpha_{715} = 0,1$ ،  $\alpha_{716} = \alpha_{717} = \alpha_{718} = 0,1$ ،  $\alpha_{719} = \alpha_{720} = \alpha_{721} = 0,1$ ،  $\alpha_{722} = \alpha_{723} = \alpha_{724} = 0,1$ ،  $\alpha_{725} = \alpha_{726} = \alpha_{727} = 0,1$ ،  $\alpha_{728} = \alpha_{729} = \alpha_{730} = 0,1$ ،  $\alpha_{731} = \alpha_{732} = \alpha_{733} = 0,1$ ،  $\alpha_{734} = \alpha_{735} = \alpha_{736} = 0,1$ ،  $\alpha_{737} = \alpha_{738} = \alpha_{739} = 0,1$ ،  $\alpha_{740} = \alpha_{741} = \alpha_{742} = 0,1$ ،  $\alpha_{743} = \alpha_{744} = \alpha_{745} = 0,1$ ،  $\alpha_{746} = \alpha_{747} = \alpha_{748} = 0,1$ ،  $\alpha_{749} = \alpha_{750} = \alpha_{751} = 0,1$ ،  $\alpha_{752} = \alpha_{753} = \alpha_{754} = 0,1$ ،  $\alpha_{755} = \alpha_{756} = \alpha_{757} = 0,1$ ،  $\alpha_{758} = \alpha_{759} = \alpha_{760} = 0,1$ ،  $\alpha_{761} = \alpha_{762} = \alpha_{763} = 0,1$ ،  $\alpha_{764} = \alpha_{765} = \alpha_{766} = 0,1$ ،  $\alpha_{767} = \alpha_{768} = \alpha_{769} = 0,1$ ،  $\alpha_{770} = \alpha_{771} = \alpha_{772} = 0,1$ ،  $\alpha_{773} = \alpha_{774} = \alpha_{775} = 0,1$ ،  $\alpha_{776} = \alpha_{777} = \alpha_{778} = 0,1$ ،  $\alpha_{779} = \alpha_{780} = \alpha_{781} = 0,1$ ،  $\alpha_{782} = \alpha_{783} = \alpha_{784} = 0,1$ ،  $\alpha_{785} = \alpha_{786} = \alpha_{787} = 0,1$ ،  $\alpha_{788} = \alpha_{789} = \alpha_{790} = 0,1$ ،  $\alpha_{791} = \alpha_{792} = \alpha_{793} = 0,1$ ،  $\alpha_{794} = \alpha_{795} = \alpha_{796} = 0,1$ ،  $\alpha_{797} = \alpha_{798} = \alpha_{799} = 0,1$ ،  $\alpha_{800} = 0,1$ ،  $\alpha_{801} = \alpha_{802} = \alpha_{803} = 0,1$ ،  $\alpha_{804} = \alpha_{805} = \alpha_{806} = 0,1$ ،  $\alpha_{807} = \alpha_{808} = \alpha_{809} = 0,1$ ،  $\alpha_{810} = \alpha_{811} = \alpha_{812} = 0,1$ ،  $\alpha_{813} = \alpha_{814} = \alpha_{815} = 0,1$ ،  $\alpha_{816} = \alpha_{817} = \alpha_{818} = 0,1$ ،  $\alpha_{819} = \alpha_{820} = \alpha_{821} = 0,1$ ،  $\alpha_{822} = \alpha_{823} = \alpha_{824} = 0,1$ ،  $\alpha_{825} = \alpha_{826} = \alpha_{827} = 0,1$ ،  $\alpha_{828} = \alpha_{829} = \alpha_{830} = 0,1$ ،  $\alpha_{831} = \alpha_{832} = \alpha_{833} = 0,1$ ،  $\alpha_{834} = \alpha_{835} = \alpha_{836} = 0,1$ ،  $\alpha_{837} = \alpha_{838} = \alpha_{839} = 0,1$ ،  $\alpha_{840} = \alpha_{841} = \alpha_{842} = 0,1$ ،  $\alpha_{843} = \alpha_{844} = \alpha_{845} = 0,1$ ،  $\alpha_{846} = \alpha_{847} = \alpha_{848} = 0,1$ ،  $\alpha_{849} = \alpha_{850} = \alpha_{851} = 0,1$ ،  $\alpha_{852} = \alpha_{853} = \alpha_{854} = 0,1$ ،  $\alpha_{855} = \alpha_{856} = \alpha_{857} = 0,1$ ،  $\alpha_{858} = \alpha_{859} = \alpha_{860} = 0,1$ ،  $\alpha_{861} = \alpha_{862} = \alpha_{863} = 0,1$ ،  $\alpha_{864} = \alpha_{865} = \alpha_{866} = 0,1$ ،  $\alpha_{867} = \alpha_{86$

جدول ۳. مقادیر خطای تخمین به دست آمده برای کلیه پارامترهای مجهول.

پارامتر	مقدار دقیق	خطای تخمین (%)	پارامتر	مقدار دقیق	خطای تخمین (%)
$c_1$	۰٫۳۲۶	۰٫۵۳	$\delta_{\eta_1}$	۰٫۳	۲۲٫۲۲
$c_2$	۰٫۲۶۱	۰٫۹۸	$\delta_{\eta_2}$	۰٫۳	۱۳٫۵۷
$c_3$	۰٫۲۲۹	۵٫۹۶	$\delta_{\eta_3}$	۰٫۱	۲۹٫۵۶
$b_1$	۲٫۴۲	۱۸٫۲۸	$\zeta_{s_1}$	۰٫۹۵	۰٫۳۵
$b_2$	۱٫۹۴	۹٫۶۰	$\zeta_{s_2}$	۰٫۹۵	۱٫۰۳
$b_3$	۱٫۷۰	۳۱٫۴۶	$\zeta_{s_3}$	۰٫۵	۵٫۱۴
$a_1$	۲۱٫۷۸	۰٫۱۹	$q_1$	۰٫۲	۳٫۵۷
$a_2$	۱۷٫۴۶	۱٫۴۵	$q_2$	۰٫۲	۳٫۸۸
$a_3$	۱۵٫۳	۱٫۵۵	$q_3$	۰٫۱	۲۲٫۳۰
$\beta_1$	۲٫۵	۲۱٫۶۷	$p_1$	۲	۲٫۲۴
$\beta_2$	۲٫۵	۱۹٫۰۵	$p_2$	۲	۳٫۴۴
$\beta_3$	۱	۲۴٫۱۷	$p_3$	۱	۱۰٫۵۱
$\gamma_1$	۱٫۵	۱۹٫۲۸	$\psi_1$	۰٫۲	۱۸٫۹۰
$\gamma_2$	۱٫۵	۲۴٫۰۶	$\psi_2$	۰٫۲	۷٫۳۰
$\gamma_3$	۱	۲۴٫۷۷	$\psi_3$	۰٫۱	۵٫۳۵
$n_1$	۳	۵٫۰۱	$\delta_{\psi_1}$	۰٫۰۵	۱۲٫۴۳
$n_2$	۳	۶٫۰۲	$\delta_{\psi_2}$	۰٫۰۵	۲۰٫۶۲
$n_3$	۲	۱۲٫۵۶	$\delta_{\psi_3}$	۰٫۰۱	۱۶٫۲۶
$\delta_{v_1}$	۰٫۲	۱۲٫۵۳	$\lambda_1$	۰٫۲	۱۸٫۲۲
$\delta_{v_2}$	۰٫۲	۱۵٫۷۹	$\lambda_2$	۰٫۲	۶٫۴۵
$\delta_{v_3}$	۰٫۱	۷٫۸۳	$\lambda_{v_3}$	۰٫۱	۲۲٫۲۱

تخمین پارامترهای سختی برای طبقات اول تا سوم به ترتیب برابر با ۲٫۲۷، ۱٫۹۹ و ۱٫۷۵ درصد به دست آمده است که بیانگر استحکام و کارایی روش پیشنهادی در تخمین اشتراکی مسائل با تعداد مجهولات بالاست.

#### ۴. نتیجه گیری

در نوشتار حاضر، یک الگوریتم تخمین اشتراکی که مبتنی بر ترکیب فیلتر کالمن بی‌رد و روش تقریب تصادفی رایبیز-مونرواست، به منظور شناسایی برخط سازه‌های دارای رفتار هیستریتیک غیرخطی ارائه شده است. عملکرد روش پیشنهادی با استفاده از شبیه‌سازی عددی ۳ سازه‌ی برشی (یک سازه‌ی ۱ طبقه با اثر فقط باریک‌شوندگی و دو سازه‌ی ۱ و ۳ طبقه دارای هر دو پدیده‌ی زوال و اثر باریک‌شوندگی) با مجموعاً

ترتیب با متوسط جذر میانگین مربعات ۳٫۰۸، ۳٫۱۵، ۴٫۱ و ۳٫۵۷ درصد اضافه شده است. به منظور بررسی عملکرد روش پیشنهادی در فرایند شناسایی غیرخطی، میانگین خطای تخمین ۴۲ پارامتر مجهول به اِزاء ۶۰ شبیه‌سازی متوالی محاسبه و در جدول ۳ ارائه شده است. در شکل ۱۰، نیز نمودار مؤلفه‌ی هیستریتیک بر حسب جابه‌جایی نسبی طبقات اول تا سوم مشاهده می‌شود. با توجه به نتایج ارائه شده، بیشینه‌ی خطای تخمین متعلق به پارامترهای  $b_2$ ،  $\delta_{\eta_3}$  به ترتیب با درصد خطای تخمین ۳۱٫۵ و ۲۹٫۶ و مقادیر واقعی کوچک ۱٫۷ و ۰٫۱ است. همان‌طور که در منحنی‌های هیستریسیس ارائه شده نیز مشاهده می‌شود، علی‌رغم اینکه خطای تخمین ۱۵ پارامتر از مجموع ۵۴ حالت و پارامتر مجهول بیش از ۱۸٪ است، اما منحنی‌های هیستریسیس به دست آمده به اِزاء مقادیر نهایی پارامترهای شناسایی شده، انطباق بسیار مطلوبی با منحنی‌های رفتار واقعی سازه دارند و بروز پدیده‌های زوال و اثر باریک‌شوندگی را به خوبی به نمایش می‌گذارند. شایان ذکر است که خطای

## Archive of SID

و ردیابی منحنی‌های هیسترتیک هر یک از طبقات سازه‌های دارای پدیده‌های زوال و اثر باریک‌شوندگی و همچنین استحکام در برابر وجود نویز در سیگنال‌های ورودی و پاسخ اندازه‌گیری شده، از لحاظ دقت تخمین، سرعت همگرایی و پایداری در برابر مشکلات عددی نیز بسیار قابل اعتماد هستند و می‌توان از آن در فرایند پایش برخط سلامت سازه‌ها پس از رخداد‌های جدی نظیر وقوع زلزله‌های متوسط تا شدید استفاده کرد.

۱۲، ۱۸ و ۵۴ حالت و پارامتر مجهول و فقط با در دست داشتن به ترتیب ۱، ۱ و ۳ پاسخ شتاب مطلق آغشته به نویز ارزیابی شده است. یکی از ویژگی‌های بسیار مهم روش تلفیقی مذکور، توانایی به‌روزرسانی ماتریس کواریانس نویز پارامترها در هر گام زمانی است، به گونه‌ی که از بروز عدم همگرایی و کاهش چشمگیر دقت تخمین جلوگیری می‌آورد. با توجه به نتایج ارائه شده می‌توان اینگونه جمع‌بندی کرد که الگوریتم پیشنهادی علاوه بر قابلیت تخمین حالت، شناسایی پارامترهای مجهول،

### پانوشتها

1. adaptive tracking technique
2. extended kalman filte (EKF)
3. unscented kalman filter (UKF)
4. ensemble kalman filter (EnKf)
5. particle filter (PF)
6. adaptive sequential nonlinear least-square estimation (ASNLSE)
7. adaptive quadratic sum-squares error (AQSSE)
8. unscented transform (UT)
9. time updating
10. measurement updating
11. robbins-monro stochastic approximation method
12. innovation signal

### منابع (References)

1. Yang, J.N., Lin, S., Huang, H. and et al. "An adaptive extended Kalman filter for structural damage identification", *Struct. Control Heal. Monit*, **13**(4), pp. 849-867 (2006).
2. Yang, J.N., Pan, S. and Huang, H. "An adaptive extended Kalman filter for structural damage identifications II: Unknown inputs", *Struct. Control Heal. Monit*, **14**(3), pp. 497-521 (2007).
3. Yang, Y. and Ma, F. "Constrained Kalman filter for nonlinear structural identification", *JVC/ Journal Vib. Control*, **9**(12), pp. 1343-1357 (2003).
4. Ebrahimian, H., Astroza, R. and Conte, J.P. "Extended Kalman filter for material parameter estimation in nonlinear structural finite element models using direct differentiation method", *Earthq. Eng. Struct. Dyn.*, **44**(10), pp. 1495-1522 (2015).
5. Lin, J.W., Betti, R., Smyth, A.W. and et al. "On-line identification of non-linear hysteretic structural systems using a variable trace approach", *Earthq. Eng. Struct. Dyn.*, **30**(9), pp. 1279-1303 (2001).
6. Huang, H., Yang, J.N. and Zhou, L. "Adaptive quadratic sum-squares error with unknown inputs for damage identification of structures", *Struct. Control Heal. Monit*, **17**(4), pp. 404-426 (2010).
7. Ghanem, R. and Ferro, G. "Health monitoring for strongly non-linear systems using the ensemble kalman filter", *Struct. Control Heal. Monit*, **13**(1), pp. 245-259 (2006).
8. Wu, M. and Smyth, A. "Real-time parameter estimation for degrading and pinching hysteretic models", *Int. J. Non. Linear. Mech.*, **43**(9), pp. 822-833 (2008).
9. Astroza, R., Ebrahimian, H., Li, Y. and et al. "Bayesian nonlinear structural FE model and seismic input identification for damage assessment of civil structures", *Mech. Syst. Signal Process*, **93**, pp. 661-687 (2017).
10. Al-Hussein, A. and Haldar, A. "Novel unscented kalman filter for health assessment of structural systems with unknown input", *J. Eng. Mech.*, **141**(7), pp. 1-13 (2015).
11. Astroza, R. and Alessandri, A. "Effects of model uncertainty in nonlinear structural finite element model updating by numerical simulation of building structures", *Struct. Control Heal. Monit*, **26**(3), pp. 1-32 (2019).
12. Wan, Z., Wang, T., Li, S. and et al. "A modified particle filter for parameter identification with unknown inputs", *Struct. Control Heal. Monit*, **25**(12), pp. 1-14 (2018).
13. Mu, T., Zhou, L. and Yang, J.N. "Comparison of adaptive structural damage identification techniques in nonlinear hysteretic vibration isolation systems", *Earthq. Eng. Eng. Vib.*, **12**(4), pp. 659-667 (2013).
14. Astroza, R., Ebrahimian, H. and Conte, J.P. "Performance comparison of Kalman-based filters for nonlinear structural finite element model updating", *J. Sound Vib.*, **438**, pp. 520-542 (2019).
15. Van der Merwe, R. "sigma-point kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models", Ph.D. Dissertation, Oregon Health & Science University, Scholar Archive. 8 (2004).
16. Ma, F., Ng, C.H. and Ajavakom, N. "On system identification and response prediction of degrading structures", *Struct. Control Heal. Monit*, **13**(1), pp. 347-364 (2006).
17. Haykin, S. "Kalman filtering and neural networks", 5, John Wiley & Sons, Inc. (2001).
18. Julier, S.J. and Uhlmann, J.K. "Unscented filtering and nonlinear estimation", *Proceedings of the IEEE*, **92**(3), pp. 401-422 (2004).
19. Julier, S., Uhlmann, J. and Durrant-Whyte, H.F. "Technical notes and correspondence, A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators", *IEEE Trans. Automat. Contr.*, **45**(3), pp. 477-482 (2000).