

کاربرد روش‌های تشخیص آماری الگو در شناسایی خرابی سازه‌ها در شرایط پیرامونی متفاوت

فهیمة جلالی فر^۱، محمدرضا اصفهانی^{۲*}، فرزاد شهبان مقدم^۳

۱- دانشجوی دکتری مهندسی سازه، دانشکده فنی مهندسی، گروه عمران، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

۲- استاد، دانشکده فنی مهندسی، گروه عمران، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

۳- استاد، دانشکده فنی مهندسی، گروه عمران، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

چکیده

پایش سلامت سازه راهکاری اقتصادی و مطمئن به منظور ارزیابی شرایط سازه‌های زیر ساختی است. در سال‌های اخیر محققان حوزه پایش سلامت سازه کوشیده‌اند که الگوریتم‌هایی به منظور تشخیص خرابی بر پایه روش تشخیص آماری الگو^۱ ارائه دهند. مطالعات نشان می‌دهد که این الگوریتم‌ها می‌توانند به طور موفقیت‌آمیزی در شناسایی خرابی سازه‌ها مورد استفاده قرار گیرند. یکی از مسائلی که باید برای اعمال روش‌های تشخیص آماری الگو در کاربردهای عملی در نظر گرفت متغیر بودن شرایط محیطی و کاربری در هنگام ثبت داده‌ها است. در نظر گرفتن این موضوع برای اجتناب از تشخیص نادرست خرابی امری ضروری می‌باشد. این مقاله به بررسی کارایی روش‌های تشخیص آماری الگو به کمک تحلیل سری زمانی در شرایط پیرامونی متفاوت می‌پردازد. داده‌های حاصل از یک مطالعه آزمایشگاهی شامل سیستم هشت درجه آزادی جرم و فنر مورد استفاده قرار گرفته است. با تغییر ولتاژ سیگنال اعمالی، توانایی این روش‌ها در تشخیص خرابی در شرایط پیرامونی متفاوت مورد بحث قرار گرفته است. دو رویکرد پرکاربرد تشخیص آماری الگو شامل مدل اتورگرسیو^۲ (AR) به همراه استفاده از نمودار کنترل^۳ و یا فاصله ماهالانوبیس^۴ در تشخیص داده‌های پرت بررسی شده است. نتایج حاصل اهمیت بررسی توانایی روش‌های تشخیص آماری الگو در تشخیص درست خرابی سازه در شرایط محیطی و کاربری متفاوت در کاربردهای عملی را نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی: تشخیص آماری الگو، تشخیص خرابی سازه‌ها، تحلیل سری زمانی، نمودار کنترل، فاصله ماهالانوبیس

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:			
10.22065/JSCE.2017.97256.1315	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
doi: 10.22065/JSCE.2017.97256.1315	۱۳۹۸/۰۴/۰۱	۱۳۹۶/۰۹/۰۲	۱۳۹۶/۰۹/۰۲	۱۳۹۶/۰۸/۲۲	۱۳۹۶/۰۶/۱۲
			محمدرضا اصفهانی		*نویسنده مسئول:
			esfahani@um.ac.ir		پست الکترونیکی:

¹ Statistical Pattern Recognition

² Autoregressive model

³ Control chart

⁴ Mahalanobis distance

Application of statistical pattern recognition methods for structural damage detection under various ambient conditions

Fahimeh Jalalifar¹, mohammad Reza Esfahani^{2*}, Farzad Shahabian²

1-PhD student in Structural Engineering, Faculty of Engineering, Department of Civil Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

2-Professor, Faculty of Engineering, Department of Civil Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

3- Professor, Faculty of Engineering, Department of Civil Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

ABSTRACT

Structural health monitoring is an economical and reliable strategy for infrastructure condition assessment. In recent years, researchers have tried to propose algorithms based on statistical pattern recognition techniques. Studies show these algorithms can be successfully used to detect structural damage. Variability of operational and ambient conditions during data acquisition should be considered as an important factor in applying statistical pattern recognition methods in practical applications. This paper studies the efficiency of statistical pattern recognition methods on the damage detection of structures under various operational and ambient conditions. The data is obtained from an experimental study on an eight degrees of freedom mass spring system. Ambient vibration is applied to the mass spring system using random excitation. In order to simulate various ambient conditions, the amplitude level of the input force has been varied. By applying the statistical pattern recognition methods, the ability of these methods to damage detection under various ambient conditions is discussed. Two common approaches of statistical pattern recognition are considered. These approaches are autoregressive model accompanied with using control chart and Mahalanobis distance for outlier analysis. Results show the importance of considering the statistical pattern recognition methods for structural damage detection under various operational and ambient conditions.

ARTICLE INFO

Received: 03/09/2017

Revised: 13/11/2017

Accepted: 23/11/2017

Keywords:

Statistical pattern recognition,
Structural damage detection,
time history analysis,
Control chart,
Mahalanobis distance

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: 10.22065/JSCE.2017.97256.1315

*Corresponding author: mohammad Reza Esfahani
Email address: esfahani@um.ac.ir

۱- مقدمه

تشخیص خرابی یک بخش ضروری برای پایش سلامت سازه است که با تعیین وجود خرابی، محل و شدت آن می‌تواند فواید زیادی در پایش سلامت سازه و تصمیم‌گیری‌های مدیریتی داشته باشد. در روش‌های سنتی از بازرسی‌های چشمی به منظور پایش سلامت سازه بهره می‌جویند. به علت کاستی‌های بازرسی چشمی در تشخیص خرابی، روش‌های دیگری نظیر آزمایش‌های غیرمخرب مورد توجه قرار گرفته است. روش‌های آزمایش غیر مخرب فقط در ارزیابی دوره‌ای و پایش عیب موضعی قابل استفاده هستند. نیاز به پایش سراسری سازه، منجر به توسعه روش‌های کلی تشخیص خرابی شده است. از آنجایی که بروز خرابی باعث تغییر در ویژگی‌های دینامیکی سازه می‌شود، روش‌های تشخیص خرابی بر یافتن تغییر در ویژگی‌های پاسخ ارتعاشی تمرکز دارند. در سال‌های اخیر، فن‌های متعددی در این حوزه معرفی شده‌اند که بیش‌تر آن‌ها بر پایه مدل‌سازی اجزای محدود و یا استفاده از ویژگی‌های مودال بنا شده‌اند. در کاربردهای عملی، این روش‌ها به علت حجم بالای محاسبات و عدم قطعیت‌های ناشی از مدل‌سازی موثر واقع نشده‌اند. از طرف دیگر فن‌های بر پایه داده، نیاز به مدل‌سازی سازه ندارند و جایگزین مناسبی برای فن‌های بر پایه مدل برای تشخیص خرابی در کاربردهای عملی هستند. Deobling و همکاران [۱] روش‌های بر پایه ارتعاش را در شناسایی خرابی مورد بررسی قرار داده‌اند. از آنجایی که روش‌های بر پایه ارتعاش، بر مبنای اندازه‌گیری متغیرهایی هستند که شامل عدم قطعیت‌های ذاتی‌اند و شرایط محیطی و کاربری نیز توأم با عدم قطعیت است؛ به کار بستن رویکردی آماری که بتواند این عدم قطعیت‌ها را در نظر بگیرد، ضروری می‌باشد. روش تشخیص آماری الگو می‌تواند روش‌های بر پایه داده را به منظور ارزیابی سازه و تشخیص خرابی توسعه دهد. روند تشخیص خرابی به عنوان یک مساله تشخیص الگو یک فرآیند چهار مرحله‌ای است که شامل ارزیابی عملیاتی، بدست آوردن و خالص کردن داده‌ها، استخراج شاخص خرابی و توسعه مدل آماری می‌باشد. Farrar و همکاران [۲] توضیحات بیشتری در مورد روند تشخیص آماری الگو ارائه داده‌اند.

یکی از روش‌های تشخیص آماری الگو تحلیل داده‌های پرت^۱ است. در بسیاری از پژوهش‌ها از نمودار کنترل برای تحلیل داده‌های پرت استفاده شده است. Fugate و همکاران [۳] از نمودار کنترل برای تشخیص خرابی در یک ستون بتنی استفاده کردند. آنها ابتدا یک مدل AR بر روی داده‌های حاصل از تاریخچه زمانی شتاب در وضعیت سالم سازه برازش دادند. باقی‌مانده‌ها که به صورت اختلاف بین مقادیر پیش بینی شده توسط مدل AR و مقادیر واقعی تعریف شده است را به عنوان شاخص خرابی در نظر گرفتند. سپس از نمودار کنترل برای پایش میانگین و انحراف معیار شاخص خرابی استفاده کردند. Noman و همکاران [۴]، Kullaa [۵]، Yao و Pakzad [۶] نیز از نمودار کنترل برای تشخیص خرابی استفاده کردند.

یکی دیگر از راهکارهای رایج در تحلیل داده‌های پرت استفاده از مفهوم فاصله ماهالانوبیس است. فاصله ماهالانوبیس معیاری برای تعیین میزان شباهت یک مشاهده با مجموعه‌ای از مشاهدات است. Mosavi و همکاران [۷] با اندازه‌گیری ارتعاشات یک تیر دو دهانه فلزی و با استفاده از مدل اتورگرسیو برداری^۲ چند متغیره، راهکاری برای تعیین مکان خرابی ارائه دادند. آنها فاصله ماهالانوبیس ضریب‌های مدل در وضعیت سالم و وضعیت آسیب دیده را به عنوان شاخص خرابی در نظر گرفتند. Worden و همکاران [۸]، Yao و Pakzad [۶]، Cheung و همکاران [۹]، نیز از فاصله ماهالانوبیس برای تشخیص خرابی استفاده کردند.

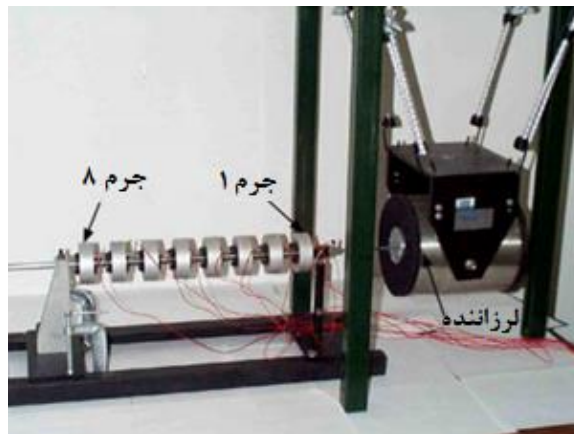
با وجود این‌که پژوهش‌های زیادی در زمینه کاربرد روش‌های تشخیص آماری الگو و تحلیل سری زمانی در تشخیص خرابی سازه‌ها انجام شده است؛ هنوز این روش‌ها نوپا هستند و نیاز به بررسی بیشتری دارند. در سال‌های اخیر ثبت پاسخ ارتعاشی سازه در اثر تحریک پیرامونی نظیر فعالیت‌های انسانی و باد به جای تحریک اجباری سازه مورد توجه قرار گرفته است. از آنجایی که شرایط پیرامونی ثابت نیستند و سازه تحت اثر ارتعاشات پیرامونی متفاوت قرار دارد؛ لازم است توانایی روش‌های موجود در تشخیص خرابی سازه تحت اثر ارتعاشات پیرامونی متفاوت بررسی شود. دو رویکرد پرکاربرد تشخیص آماری الگو شامل مدل‌سازی AR به همراه استفاده از نمودار کنترل و یا فاصله ماهالانوبیس در تشخیص داده‌های پرت می‌باشد. پژوهش‌های انجام گرفته در زمینه کاربرد این روش‌ها شامل مطالعات آزمایشگاهی هستند که در شرایط پیرامونی ثابت انجام گرفته‌اند و تاثیر شرایط پیرامونی متفاوت نظیر ارتعاشات پیرامونی متفاوت مطالعه

¹ Outlier analysis² Vector autoregressive model

نشده است [۳-۹]. در این مقاله، توانایی روش‌های مذکور در تشخیص خرابی سازه در شرایط پیرامونی متفاوت بررسی می‌شود. بدین منظور از داده‌های حاصل از یک مطالعه آزمایشگاهی شامل سیستم هشت درجه آزادی جرم و فنر استفاده می‌شود. ارتعاش محیطی توسط تحریک تصادفی بر روی سیستم اعمال می‌گردد. با تغییر ولتاژ سیگنال اعمالی، شرایط پیرامونی متفاوت شبیه‌سازی می‌شود. با اعمال روش‌های تشخیص آماری الگو شامل مدل AR به همراه استفاده از نمودار کنترل و یا فاصله ماهالانوبیس توانایی آن‌ها در تشخیص درست وضعیت سالم و آسیب دیده سازه مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۲- نمونه آزمایشگاهی

در این مقاله از داده‌های آزمایشگاهی سیستم جرم و فنر آزمایش شده در آزمایشگاه ملی لس آلاموس استفاده شده است. این سیستم شامل هشت جرم است که توسط فنر به هم متصل شده‌اند. سیستم جرم و فنر به کار رفته در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱: سیستم ۸ درجه آزادی متصل به لرزاننده همراه با شتاب سنج‌های متصل به هر جرم [۱۰]

در طی آزمایش، نیروی محرک به جرم ۱ اعمال می‌شود و پاسخ شتاب تمامی جرم‌ها ثبت می‌گردد. تحریک تصادفی توسط یک لرزاننده الکتروپنایمیکی با حداکثر نیروی ۲۱۵ نیوتنی انجام می‌پذیرد. ریشه میانگین مربعات نوسان^۱ (RMS) نیروی اعمالی از ۳ تا ۷ ولت قابل تغییر است. مشخصات جرم‌ها، فنرها و سیستم جمع‌آوری داده‌ها در مرجع [۱۰] آمده است. حالت سالم سیستم، وضعیتی است که همه فنرها مشابه هستند و سختی فنر خطی دارند. خرابی به صورت تعویض فنر اصلی و جایگزینی فنر خطی دیگری که سختی فنر کمتری دارد شبیه‌سازی شده است. داده‌های استفاده شده در مقاله حاضر مربوط به وضعیت خرابی با ۱۴٪ کاهش سختی فنر در جایگاه پنجم (بین درجه آزادی ۵ و ۶) است. از هر وضعیت سیستم (سالم و آسیب دیده) چهار مجموعه داده ثبت شده است به طوری که RMS نوسان نیروی اعمالی در هر وضعیت برابر با ۳، ۴، ۵ و ۶ ولت متفاوت در نظر گرفته شده است (جدول ۱). در جدول ۱ مجموعه داده‌های ۱ تا ۴ مربوط به وضعیت سالم و مجموعه داده‌های ۵ تا ۸ مربوط به وضعیت آسیب دیده است. سیگنال‌های ورودی مختلف می‌تواند شرایط کاربری متفاوت را در کاربردهای عملی شبیه‌سازی کند. هر مجموعه داده شامل ۴۰۹۶ داده است و مدت زمان ثبت داده‌ها ۸ ثانیه است.

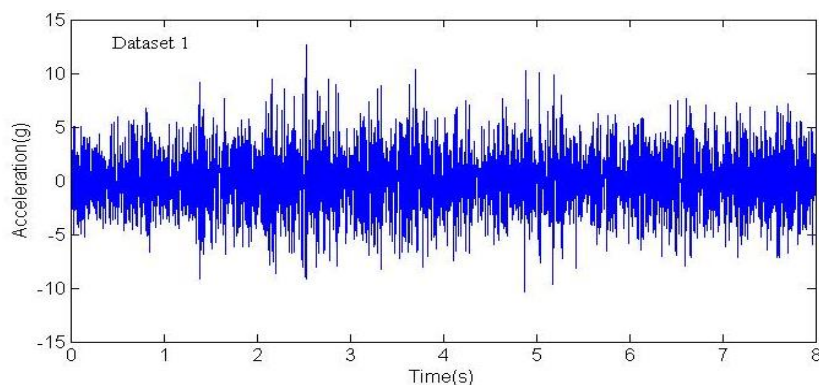
¹ Root mean square (RMS) amplitude level

جدول ۱: اطلاعات مربوط به مجموعه داده های سیستم جرم-فنر

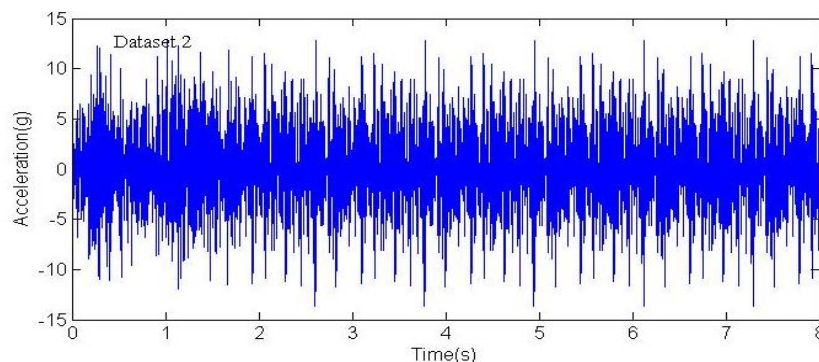
وضعیت سالم	وضعیت آسیب دیده	RMS نوسان نیروی ورودی
مجموعه داده ۱	مجموعه داده ۵	۷۳
مجموعه داده ۲	مجموعه داده ۶	۷۴
مجموعه داده ۳	مجموعه داده ۷	۷۵
مجموعه داده ۴	مجموعه داده ۸	۷۶

از داده‌های حاصل از این آزمایش در چندین پژوهش استفاده شده است. Sobh و Farrar [۱۰] روشی برای تشخیص خرابی با استفاده از تحلیل سری زمانی ارائه دادند و از این داده‌ها به منظور نشان دادن کارایی روش ارائه شده استفاده کردند. Hemez و Doebing [۱۱] یک چهارچوب کلی برای اعتبارسنجی مدل‌های عددی سیستم‌های دینامیکی غیرخطی پیشنهاد دادند و از حالت غیرخطی این آزمایش برای تشریح رویکرد پیشنهاد شده استفاده کردند. در مقاله حاضر از داده‌های حاصل از این آزمایش به منظور اعتبارسنجی برخی از الگوریتم‌های موجود تشخیص خرابی در شرایط پیرامونی متفاوت استفاده می‌شود.

به عنوان نمونه، نمودار تاریخچه زمانی شتاب مجموعه داده‌های ۱، ۲ و ۵ در درجه آزادی ۴ که در مقاله حاضر از آن‌ها بیشتر استفاده شده است، در شکل ۲ نشان داده شده است. مقدار شتاب در زمان‌های ۱ تا ۸ ثانیه در جدول ۲ مشاهده می‌شود.

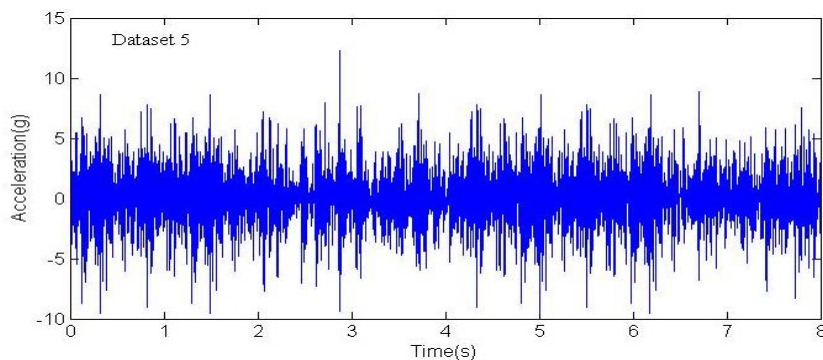


الف) مجموعه داده ۱



ب) مجموعه داده ۲

شکل ۲: نمودار تاریخچه زمانی شتاب در درجه آزادی ۴ در الف) مجموعه داده ۱، ب) مجموعه داده ۲ و ج) مجموعه داده ۵



ج) مجموعه داده ۵
ادامه شکل ۲:

جدول ۲: مقدار شتاب در درجه آزادی ۴ در زمان‌های ۱ تا ۸ ثانیه

زمان (ثانیه) مجموعه داده	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸
مجموعه داده ۱	۳/۱۳۱۷	-۰/۰۴۵۵	-۱/۹۷۶۷	۲/۳۳۶۳	۱/۳۱۴۴	-۰/۷۰۴۴	۳/۰۹۹۹	۱/۵۹۶۶
مجموعه داده ۲	۱/۵۷۴۵	-۴/۰۸۶۹	۰/۶۴۹۳	۱/۱۵۲۵	۱/۹۷۸۵	-۱۱/۷۰۹	-۲/۵۱۹۶	۱/۰۴۹۷
مجموعه داده ۵	-۱/۳۵۵۰	-۲/۹۰۷۴	۱/۵۲۶۶	-۴/۷۹۸۷	۰/۵۴۲۴	۰/۴۹۰۶	۲/۸۷۴۹	۰/۳۴۸۱

۳- رویکرد تشخیص خرابی

در روند تشخیص آماری الگو، اولین گام نرمال کردن داده‌ها به منظور در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های ناشی از شرایط محیطی و کاربری است. در رویکرد پایش سلامت که بر اساس اندازه‌گیری پاسخ ارتعاشی است، نرمال کردن داده‌های ثبت شده با توجه به متغیر بودن شرایط محیطی و عملیاتی برای جلوگیری از تشخیص نادرست خرابی امری ضروری می‌باشد. در نمونه آزمایشگاهی بررسی شده در این مقاله چندین مجموعه داده زمانی در شرایط سالم و آسیب دیده با تغییر ولتاژ سیگنال ورودی ثبت شده است. تمامی مجموعه داده‌ها قبل از برازش مدل به صورت زیر نرمال می‌شوند:

$$\hat{x} = \frac{x - \mu_x}{\sigma_x} \quad (1)$$

به طوری که \hat{x} سیگنال نرمال شده و μ_x و σ_x به ترتیب میانگین و انحراف معیار سیگنال اولیه، x ، است. به منظور ساده سازی از این پس به جای \hat{x} از x برای داده‌های نرمال شده استفاده می‌شود.

مرحله بعدی برازش یک مدل مناسب بر روی مجموعه داده‌ها است. در اغلب پژوهش‌های انجام شده در این حوزه از مدل AR برای تحلیل سری‌های زمانی استفاده شده است. مدل AR مقدار یک تابع را در زمان t بر اساس ترکیب خطی مقادیر پیشین آن تخمین می‌زند. درجه مدل، تعداد مقادیر پیشین استفاده شده برای تخمین مقدار تابع در زمان t را نشان می‌دهد. اگر $x(t)$ یک سری زمانی باشد، یک مدل AR با درجه p به صورت زیر بدست می‌آید:

$$x(t) = \sum_{j=1}^p \varphi_j x(t-j) + \varepsilon(t) \quad (2)$$

که در آن ρ_j ها ضرایب مدل و $e(t)$ باقی مانده مدل است. شاخص‌های خرابی حاصل از مدل سازی AR را می‌توان به دو گروه شاخص‌های بر پایه ضرایب مدل و شاخص‌های بر پایه باقی مانده مدل تقسیم کرد. ضرایب مدل AR به طور مستقیم از داده‌ها، با استفاده از الگوریتمی استاندارد به دست می‌آیند و باقی مانده‌ها به صورت خطای بین مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل و مقدار سیگنال واقعی در زمان‌های مختلف تعیین می‌شوند.

تشخیص داده‌های پرت یکی از رایج‌ترین روش‌های تشخیص الگو در مبحث پایش سلامت است. رسم نمودار کنترل و محاسبه فاصله ماهالونوبیس شاخص‌های خرابی دو رویکرد رایج در تحلیل داده‌های پرت است. در ادامه، هر یک از این روش‌ها بررسی می‌شود و کارایی آن‌ها در شرایط مختلف مورد بحث قرار می‌گیرد.

۴- تشخیص خرابی با استفاده از فاصله ماهالانوبیس

یکی از ابزارهای آماری برای تشخیص داده‌های پرت فاصله ماهالانوبیس است که در برخی از پژوهش‌ها مورد استفاده قرار گرفته است [12-15]. تخمین فاصله ماهالانوبیس بین یک بردار $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ و یک مجموعه داده مرجع با میانگین $\vec{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)^T$ و ماتریس کوواریانس S ، به صورت زیر بیان می‌شود:

$$D_M(\vec{x}) = \sqrt{(\vec{x} - \vec{\mu})^T S^{-1} (\vec{x} - \vec{\mu})} \quad (3)$$

در مقاله حاضر، الگوریتم تشخیص خرابی با استفاده از فاصله ماهالانوبیس بر روی سیستم هشت درجه آزادی جرم و فنر اعمال شده است. برای این کار، داده‌های مربوط به درجه آزادی ۴ مورد بررسی قرار گرفته است. مجموعه داده ۱ از وضعیت سالم سازه به دو قسمت مساوی تقسیم شده است. قسمت اول به عنوان مجموعه داده مرجع و قسمت دوم برای آزمون مثبت کاذب^۱ به عنوان مجموعه داده وضعیت سالم سازه استفاده شده است. مجموعه داده ۵ از حالت آسیب دیده نیز به دو قسمت تقسیم شده است و به منظور یکسان سازی داده‌ها در وضعیت نامعلوم با وضعیت سالم از لحاظ تعداد داده‌ها و بازه زمانی ثبت داده‌ها، قسمت دوم آن جهت تشخیص خرابی استفاده شده است. لازم به ذکر است که ولتاژ سیگنال ورودی در مجموعه داده ۱ و ۵ یکسان است. به عبارت دیگر شرایط پیرامونی مشابه است. در هر مجموعه داده (حالت مرجع، سالم و آسیب دیده)، ۷۶ زیرمجموعه، هر زیر مجموعه شامل ۱۰۰ داده از سیگنال شتاب با هم پوشانی ۷۵ داده انتخاب شده‌اند. در ادامه، برای هر زیرمجموعه ضرایب مدل AR تخمین زده شده است. درجه مدل AR با استفاده از معیار آکایکه^۲ (AIC)، ۱۵ در نظر گرفته شده است. سپس فاصله ماهالانوبیس بردار ضرایب در هر زیر مجموعه نسبت به ماتریس ضرایب مجموعه داده مرجع محاسبه شده است. فاصله ماهالانوبیس برای داده‌های وضعیت مرجع، سالم و آسیب دیده در شکل ۳ نشان داده شده است. فاصله ماهالانوبیس بیشتر نشان دهنده انحراف بیش‌تر از وضعیت مرجع است. همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، در وضعیت آسیب دیده فاصله ماهالانوبیس ضرایب مدل AR به طور قابل توجهی افزایش یافته است. بنابراین روش فوق می‌تواند در شرایط کاربری مشابه وجود خرابی را تشخیص دهد.

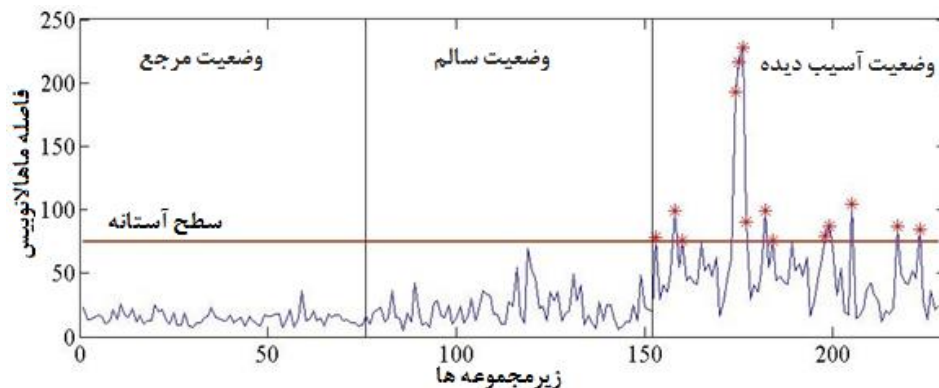
تعیین یک سطح آستانه به منظور خودکار کردن روند تشخیص خرابی ضروری است. در این مقاله برای محاسبه سطح آستانه از روش اعتبار سنجی متقابل^۳ پیشنهاد شده توسط Pakzad و Yao [۶] استفاده شده است. برای این منظور ابتدا یک قسمت از داده‌های مجموعه داده مرجع به طور تصادفی به عنوان مجموعه داده آزمون جدا شده است. سپس بقیه داده‌ها به قسمت‌هایی با اندازه یکسان تقسیم و به عنوان مجموعه داده آموزشی استفاده شده‌اند. فاصله ماهالانوبیس ضرایب مدل AR بین نمونه آزمون و مجموعه داده‌های آموزشی محاسبه شده است. این روند چندین بار تکرار و مقداری که از ۹۹٪ پاسخ‌ها بیشتر است به عنوان سطح آستانه انتخاب شده است. مقدار سطح آستانه محاسبه شده با ۴۰۰۰ بار تکرار ۷۳/۷۴ است که در شکل ۳ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود تمامی

¹ False-positive test

² Akaike information criterion

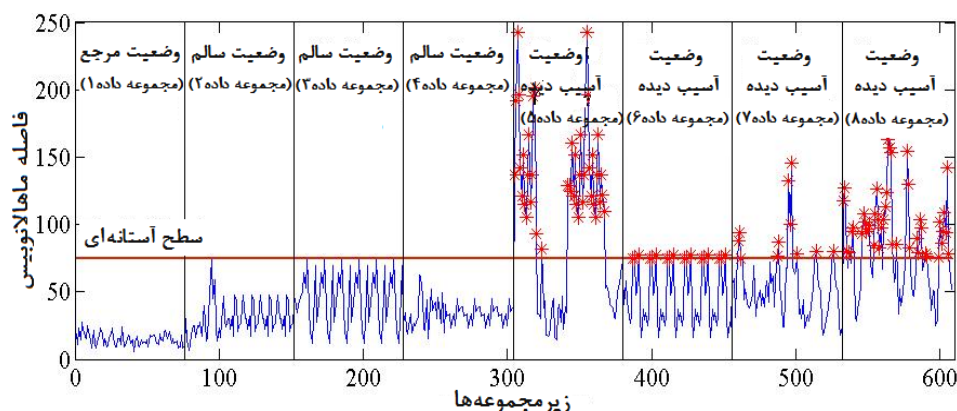
³ Cross-validation

شاخص‌ها در حالت مرجع و سالم زیر سطح آستانه هستند ولی در حالت آسیب دیده تعداد ۱۴ شاخص بالای سطح آستانه است که با توجه به سطح اطمینان در نظر گرفته شده، ۹۹٪ نشان دهنده خروج سیستم از حالت پایدار است.



شکل ۳: فاصله ماهالانوبیس بدست آمده تحت اثر سیگنال محرک یکسان

به منظور بررسی تاثیر شرایط متغیر پیرامونی بر روی روند تشخیص خرابی، روش ذکر شده بر روی مجموعه داده‌های مختلف با سیگنال محرک ورودی متفاوت اعمال گردیده است. یک مجموعه داده (مجموعه داده ۱) از وضعیت سالم سازه به عنوان مجموعه داده مرجع در نظر گرفته شده است و مجموعه داده‌های ۲-۸ نسبت به مجموعه داده مرجع سنجیده شده‌اند. درجه مدل AR با استفاده از معیار AIC، ۱۵ در نظر گرفته شده است. در هر مجموعه داده ۷۶ زیرمجموعه، هر زیرمجموعه شامل ۲۰۰ داده، از سیگنال شتاب با هم پوشانی ۱۵۰ داده انتخاب شده‌اند. برای هر زیرمجموعه ضرایب مدل AR تخمین زده شده است. سپس فاصله ماهالانوبیس بردار ضرایب در هر زیرمجموعه نسبت به ضرایب مجموعه داده مرجع محاسبه شده است. نتایج در شکل ۴ مشاهده می‌شود. سطح آستانه‌ای محاسبه شده در گام قبلی نیز در شکل ۴ مشخص گردیده است. در تمامی وضعیت‌های سالم سازه، شاخص‌های محاسبه شده زیر حد آستانه هستند. در مجموعه داده‌های ۵، ۷ و ۸ شاخص خرابی به طور قابل توجهی افزایش یافته است که نشان دهنده وجود خرابی در سازه است. در مجموعه داده ۶ مقدار افزایش شاخص خرابی کمتر است و تشخیص خرابی با تعریف سطح آستانه امکان پذیر است. شکل ۴ نشان می‌دهد که با وجود این که ولتاژ سیگنال اعمالی متفاوت است، روش اعمال شده توانسته است به درستی وضعیت سالم و آسیب دیده را مشخص کند.



شکل ۴: فاصله ماهالانوبیس بدست آمده در مجموعه داده‌های ۱-۸ تحت اثر سیگنال محرک متفاوت

۵- تشخیص خرابی با استفاده از نمودار کنترل

یکی از روش‌های تحلیل آماری، روش کنترل آماری فرایندها^{۱۱} است. می‌توان از روش کنترل آماری فرایندها که به آن "نمودار کنترل" نیز گفته می‌شود، به عنوان روشی برای شناسایی خرابی بهره جست. فرض اساسی این روش این است که وقتی یک سیستم از حالت اولیه خود منحرف می‌شود، در مولفه‌های آماری شاخص پایش شده و یا نگاره شده، تغییری رخ می‌دهد. به طور کلی یک نمودار کنترل شامل یک خط مرکزی^{۱۲} (CL)، خط حدی کنترل بالا^{۱۳} (UCL) و خط حدی کنترل پایین^{۱۴} (LCL) است. حدود کنترل بالا/پایین در نقاطی رسم می‌شوند که احتمال این که شاخص موردنظر بالا/پایین آن قرار بگیرد، کم است. وقتی که سیستم پایدار است، اکثر مقادیر نگاره شده بین ناحیه اطمینان هستند، در غیر این صورت تعداد زیادی داده خارج از ناحیه اطمینان (پرت) در نمودار ظاهر می‌شوند. تعدادی از محققین از این فن برای تشخیص خرابی استفاده کرده‌اند [۳-۶]. آنها از نمودار کنترل برای پایش شاخص خرابی استفاده کرده‌اند. قرار گرفتن تعداد قابل توجهی از شاخص‌های خرابی خارج از محدوده کنترلی، بیانگر انتقال سیستم از وضعیت سالم به وضعیت آسیب دیده است.

برای بررسی کارایی نمودار کنترل در تشخیص خرابی، داده‌های مربوط به درجه آزادی ۴ مورد بررسی قرار گرفته است. مجموعه داده ۱ از وضعیت سالم سازه به دو قسمت مساوی تقسیم شده است. قسمت اول به عنوان مجموعه داده مرجع و قسمت دوم برای آزمون مثبت کاذب به عنوان مجموعه داده وضعیت سالم سازه در نظر گرفته شده است، مجموعه داده ۵ از حالت آسیب دیده نیز به دو قسمت تقسیم شده است و به منظور یکسان سازی داده‌ها در وضعیت نامعلوم با وضعیت سالم از لحاظ تعداد داده‌ها و بازه زمانی ثبت داده‌ها، قسمت دوم آن جهت تشخیص خرابی استفاده شده است. لازم به ذکر است که سطح نیروی ورودی در مجموعه داده ۱ و ۵ یکسان است. مدل AR با استفاده از مجموعه داده مرجع ایجاد و به دو مجموعه داده دیگر برازش شده است. درجه مدل AR با توجه به معیار آکایکه ۱۵ در نظر گرفته شده است. باقی‌مانده‌ها که از اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل و مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده بدست می‌آیند، به عنوان شاخص خرابی انتخاب و برای هر مجموعه داده محاسبه شده است. سپس نسبت به میانگین و انحراف معیار باقی‌مانده‌های مجموعه داده مرجع، نرمال شده‌اند. باقی‌مانده‌های نرمال شده به ۴۹۶ زیرگروه ۴ تایی تقسیم شده‌اند. هر مجموعه داده شامل ۴۰۹۶ داده است. ۹۶ داده ابتدایی به علت حذف تاثیر شرایط اولیه حذف شده‌اند. هر مجموعه داده به دو قسمت تقسیم شده است و با توجه به درجه مدل AR، ۱۵ باقی‌مانده ابتدایی در نظر گرفته نشده است. ۱ باقی‌مانده نیز به علت گروه‌بندی حذف شده است (به عبارت دیگر ۱۵-۲۰۰۰=۴۹۶×۱). برای محاسبه حدود کنترلی سطح اطمینان در نظر گرفته شده ۹۹٪ است.

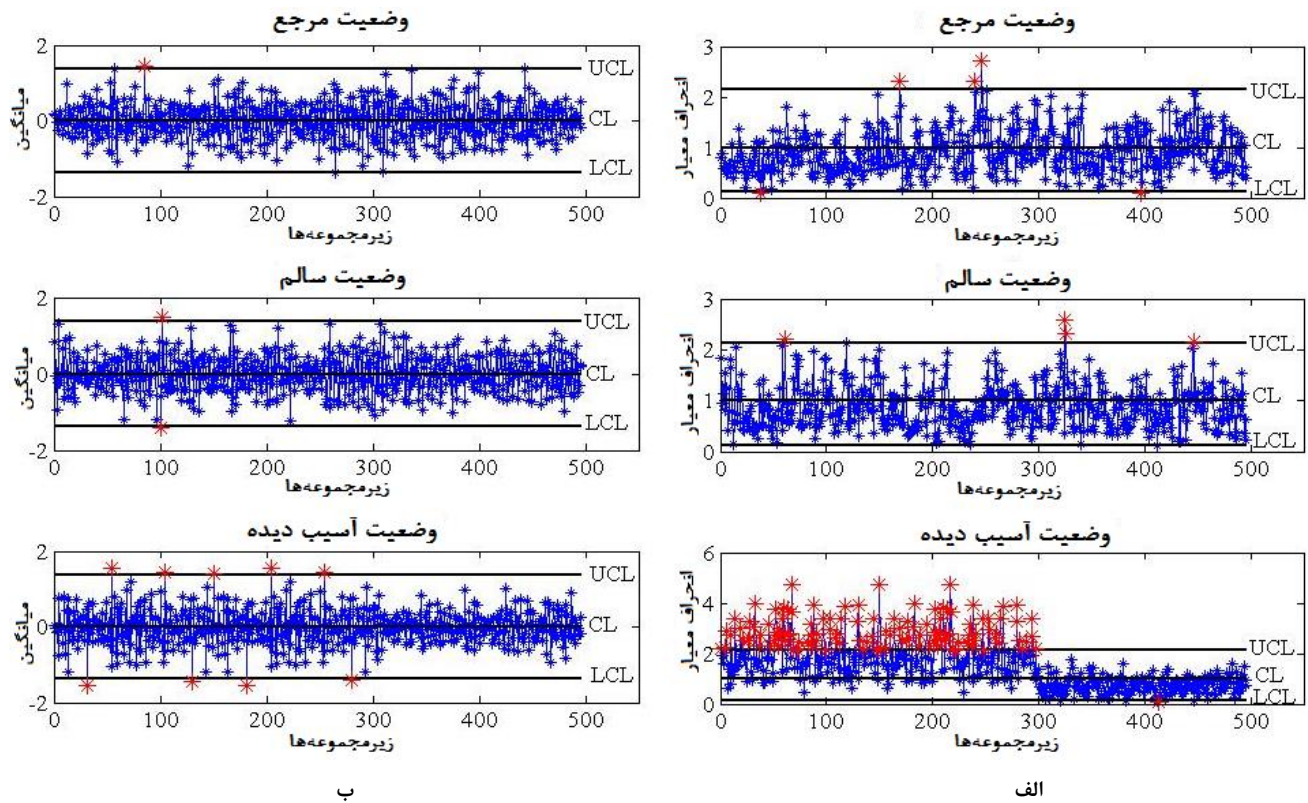
شکل ۵ نمودار کنترل میانگین و انحراف معیار باقی‌مانده‌ها را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در نمودار کنترل میانگین (حالت الف) در وضعیت سالم تعداد نقاط پرت کمتر از ۵ نقطه، ۱٪ از ۴۹۶ زیرگروه، است. به عبارت دیگر وضعیت سالم به درستی توسط نمودار کنترل میانگین تشخیص داده شده است. هم چنین در وضعیت آسیب دیده تعداد نقاط پرت ۹ نقطه است که بیشتر از ۱٪ زیرگروه‌ها است و نشان دهنده خروج سیستم از وضعیت سالم است. در نمودار کنترل انحراف معیار (حالت ب) تعداد اندک نقاط پرت در وضعیت سالم نشان می‌دهد که نمودار کنترل انحراف معیار نیز حالت سالم را به درستی تشخیص داده است. در حالت آسیب دیده افزایش تعداد نقاط خارج از ناحیه اطمینان نسبت به حالت سالم قابل توجه است که این امر نشان دهنده وجود خرابی است. در نمودار کنترل انحراف معیار در حالت آسیب دیده، تعداد زیاد نقاط پرت نشان می‌دهد که نمودار کنترل انحراف معیار در مقایسه با نمودار کنترل میانگین حساسیت بیشتری نسبت به خرابی دارد و خرابی را بهتر نشان می‌دهد.

¹ Statistical process control

² Center line

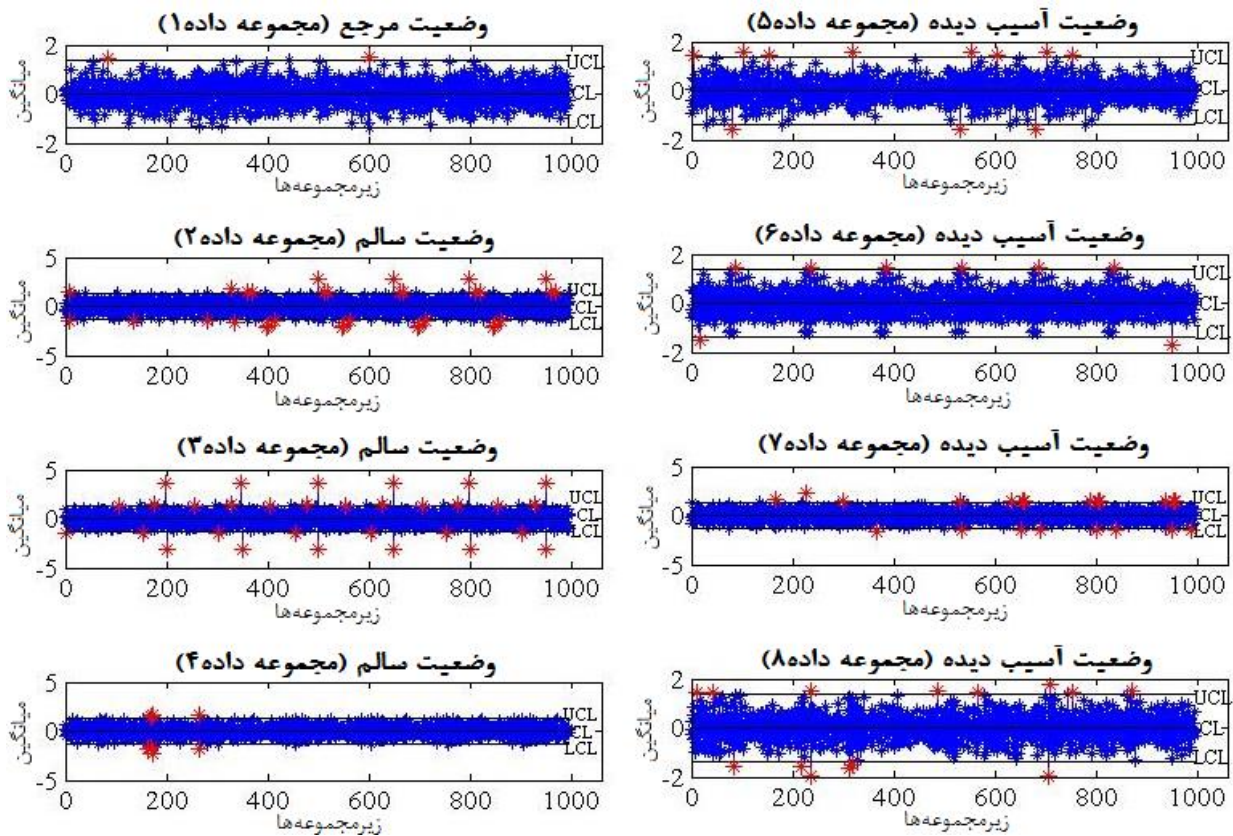
³ Upper control limit

⁴ Lower control limit



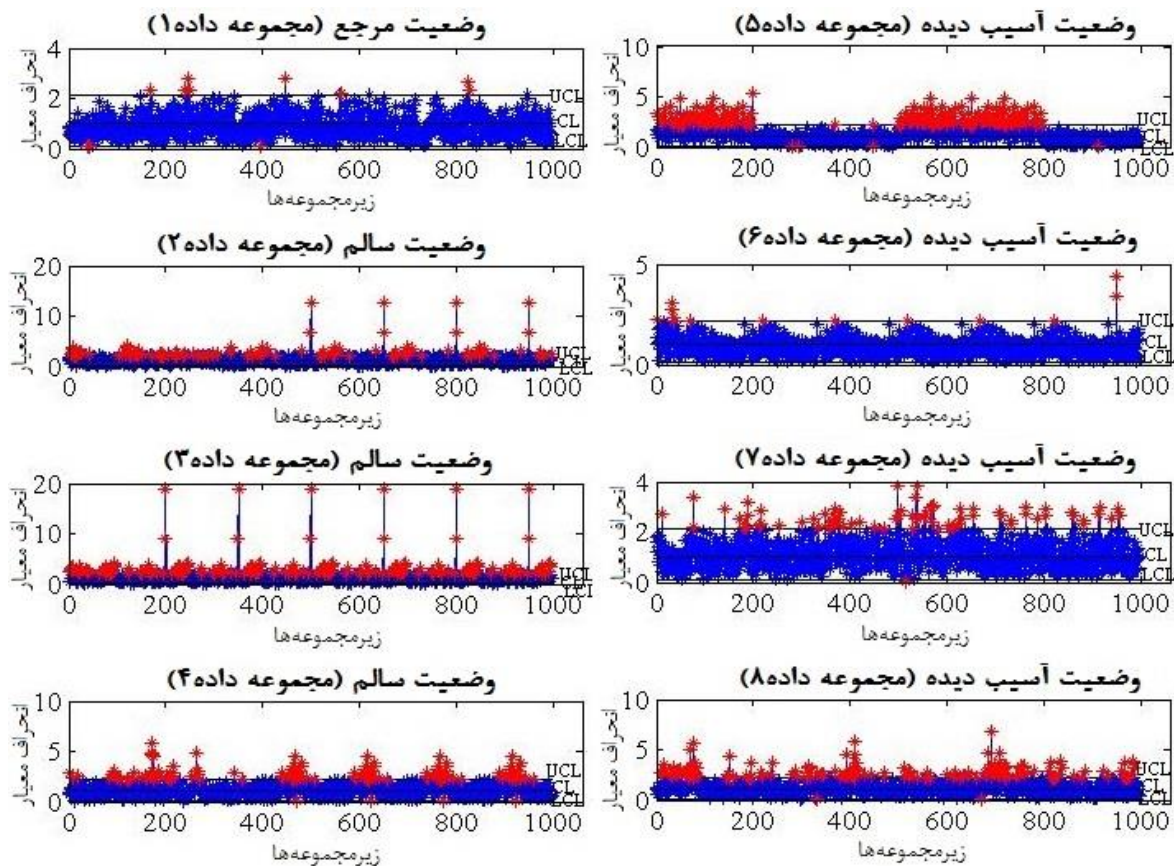
شکل ۵: نمودار کنترل بدست آمده با سیگنال محرک یکسان الف) نمودار کنترل انحراف معیار ب) نمودار کنترل میانگین

به منظور بررسی تاثیر شرایط متغیر پیرامونی بر روند تشخیص خرابی، مجموعه داده‌های با سیگنال محرک اعمالی متفاوت توسط روش کنترل آماری فرایندها آزموده شده‌اند. یک مجموعه داده (مجموعه داده ۱) از وضعیت سالم سازه به عنوان مجموعه داده مرجع در نظر گرفته شده است و مجموعه داده‌های ۲-۸ نسبت به مجموعه داده مرجع سنجیده شده‌اند. مدل AR با استفاده از مجموعه داده مرجع ایجاد و بر روی مجموعه داده‌های دیگر برازش شده است. باقی‌مانده‌ها برای هر مجموعه داده محاسبه و پس از نرمال شدن، به ۹۹۶ زیرگروه ۴ تایی تقسیم شده است. شکل‌های ۶ و ۷ نمودار کنترل میانگین و انحراف معیار باقی‌مانده‌ها را نشان می‌دهد. در شکل ۶ در مجموعه داده‌های ۲ و ۳ از وضعیت سالم سازه که سطح نیروی ورودی آنها با حالت مرجع متفاوت است؛ تعداد داده‌های پرت از ۱۰ نقطه، ۱٪ از ۹۹۶ زیرگروه، بیشتر است به عبارت دیگر نمودار کنترل میانگین وضعیت سازه را آسیب دیده تشخیص می‌دهد. هم چنین در وضعیت آسیب دیده مربوط به مجموعه داده ۶ تعداد داده‌های پرت اندک است. این بدان معنی است که نمودار کنترل میانگین بر خلاف واقعیت، وضعیت سازه را سالم نشان می‌دهد. موارد ذکر شده گویای این مطلب است که نمودار کنترل میانگین نتوانسته است به درستی وضعیت سالم و آسیب دیده را تشخیص دهد.



شکل ۶: نمودار کنترل میانگین مجموعه داده‌های ۱-۸ تحت اثر سیگنال محرک متفاوت

در شکل ۷ در مجموعه داده‌های ۲-۴ از وضعیت سالم سازه، تعداد نقاط خارج از حدود کنترلی قابل توجه است و نمودار کنترل وضعیت سازه را آسیب دیده نشان می‌دهد. به عبارت دیگر نمودار کنترل انحراف معیار نتوانسته است وضعیت سالم سازه را به درستی تشخیص دهد. نتایج ارایه شده در شکل‌های ۶ و ۷ نشان می‌دهد که روش کنترل آماری فرآیندها وقتی که سطح نیروی ورودی متفاوت است، در تشخیص درست وضعیت سالم و آسیب دیده موفق نیست.



شکل ۷: نمودار کنترل انحراف معیار مجموعه داده‌های ۱-۸ تحت اثر سیگنال محرک متفاوت

۶- نتیجه گیری

در این مقاله کارایی دو الگوریتم رایج تشخیص آماری الگو در تشخیص خرابی سازه‌ها در شرایط پیرامونی متفاوت بررسی گردید. از آنجایی که اکثر روش‌های تشخیص خرابی در محیط آزمایشگاهی و در شرایط پیرامونی ثابت آزموده شده‌اند؛ در این مقاله سعی شد که کارایی آنها در تشخیص خرابی یک سازه که تحت اثر ارتعاشات پیرامونی متفاوت قرار دارد، بررسی شود. برای این منظور از یک نمونه آزمایشگاهی شامل سیستم هشت درجه آزادی جرم و فنر استفاده شد. شرایط پیرامونی متفاوت با تغییر ولتاژ سیگنال محرک اعمالی به سیستم شبیه‌سازی گردید. دو روش آماری مختلف که در آنها مدل AR جهت مدل‌سازی داده‌های زمانی شتاب به کار گرفته شده، مورد استفاده قرار گرفت. در روش اول از فاصله ماهالانوبیس ضرایب مدل AR در وضعیت نامعلوم نسبت به وضعیت اولیه، به عنوان شاخص خرابی استفاده شد. در روش دوم باقی‌مانده‌های مدل AR به عنوان شاخص خرابی در نظر گرفته شده و از نمودار کنترل برای پایش شاخص خرابی استفاده گردید. با توجه به تحلیل‌های انجام گرفته نتایج زیر به دست آمده است:

۱- استفاده از فاصله ماهالانوبیس ضرایب مدل AR در وضعیت نامعلوم نسبت به وضعیت اولیه، به عنوان شاخص خرابی هم در شرایط پیرامونی یکسان و هم در شرایط پیرامونی متفاوت می‌تواند خرابی را به درستی تشخیص دهد.

۲- انتخاب باقی‌مانده‌های مدل AR به عنوان شاخص خرابی و استفاده از نمودار کنترل میانگین و انحراف معیار برای پایش شاخص خرابی در شرایط پیرامونی یکسان می‌تواند وضعیت سالم و آسیب دیده را به درستی تشخیص دهد. در این حالت نمودار کنترل انحراف معیار حساسیت بیشتری نسبت به خرابی دارد و خرابی را بهتر نشان می‌دهد.

۳- انتخاب باقی مانده های مدل AR به عنوان شاخص خرابی و استفاده از نمودار کنترل میانگین و انحراف معیار برای پایش شاخص خرابی در شرایط پیرامونی متفاوت قادر نیست وضعیت سالم و آسیب دیده سازه را به درستی تشخیص دهد.

لازم به ذکر است شدت خرابی در نمونه آزمایشگاهی استفاده شده در این مقاله ۱۴٪ است. توانایی این روش ها باید در شدت خرابی بیشتر و کمتر از این مقدار مورد بررسی قرار گیرد. در این مقاله تاثیر تغییر دما و رطوبت منظور نشده است و برای استفاده از این روش ها در کاربردهای عملی باید تاثیر تغییر دما و رطوبت مورد توجه قرار گیرد. با توجه به نتایج حاصل می توان گفت که شرایط پیرامونی متفاوت ممکن است موجب تشخیص نادرست خرابی شود. با توجه به این که در کاربردهای عملی شرایط پیرامونی همواره متغیر است توانایی روش های تشخیص خرابی باید در شرایط پیرامونی متفاوت آزموده شود و در صورت لزوم تمهیداتی برای در نظر گرفتن تاثیر شرایط پیرامونی در نظر گرفته شود.

مراجع

- [1] Doebling, S. W. and Farrar, C. R. and Prime, M. B. and Shevitz, D. W. (1996). *Damage Identification in Structures and Mechanical Systems Based on Changes in Their Vibration Characteristics: A Literature Review*. New Mexico: Los Alamos National Laboratory Report LA-13070-MS. Available at: <http://wxvax7.esa.lanl.gov/damid/damidhome.html>.
- [2] Farrar C. R. and Duffey T. A. and Doebling S. W. and Nix D. A. (1999). A statistical pattern recognition paradigm for vibration-based structural health monitoring. In: *2nd Int. Workshop on Structural Health Monitoring*. Stanford: Lancaster-Basel, Technomic Publishing Co, Inc, 764-773.
- [3] Fugate M. L. and Sohn H. and Farrar C. R. (2001). Vibration-Based Damage Detection Using Statistical Process Control. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15(4), 707-721.
- [4] Noman A.S. and Deeba F. and Bagchi A. (2013). Health Monitoring of Structures Using Statistical Pattern Recognition Techniques. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 27(5), 575-584.
- [5] Kullaa J. (2012). Damage detection of the Z24 Bridge using control charts. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17(1), 163-170.
- [6] Yao R. and Pakzad Sh. (2012). Autoregressive statistical pattern recognition algorithms for damage detection in civil structures. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 31, 355-368.
- [7] Mosavi A.A. and Dickey D. and Seracino R. and Rizkalla S. (2012). Identifying Damage Locations under Ambient Vibrations Utilizing Vector Autoregressive Models and Mahalanobis Distances. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 26, 254-267.
- [8] Worden, K. and Manson, G. and Fieller, N. R. J. (2000). Damage Detection Using Outlier Analysis. *Journal of Sound and Vibration*, 229(3), 647-667.
- [9] Cheung, A. and Cabrera, C. and Sarabandi, P. and Nair, K.K. and Kiremidjian, A. and Wenzel, H. (2008). The application of statistical pattern recognition methods for damage detection to field data. *Smart Materials and Structures*, 17(6), 1-12.
- [10] Sohn, H. and Farrar, C. R. (2001). Damage Diagnosis Using Time Series Analysis of Vibration Signals. *Smart Materials and Structures*, 10(3), 446-452.
- [11] Hemez, F.M. and Doebling, S.W. (2001). Review and Assessment of Model Updating for Non-Linear Transient Dynamics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15(1), 45-74.
- [12] Atamturktur, S. and Bornn, L. and Hemez, F. (2011). Vibration Characteristics of Vaulted Masonry Monuments Undergoing Differential Support Settlement. *Engineering Structures*, 33(9), 2472-2484.
- [13] Farrar C. R. and Sohn H. and Park G. (2004). A statistical pattern recognition paradigm for structural health monitoring. In: *9th ASCE Joint Specialty Conf. on Probabilistic Mechanics and Structural Reliability*. Albuquerque: Probabilistic Mechanics and Structural Reliability Joint Specialty Conference. 836-843.
- [14] Nair, K. and Kiremidjian, A. and Law, K. (2006). Time Series-Based Damage Detection and Localization Algorithm with Application to the ASCE Benchmark Structure. *Journal of Sound and Vibration*, 291(1-2), 349-368.
- [15] Nair, K. and Kiremidjian, A. (2007). Time series based structural damage detection algorithm using Gaussian mixtures modeling. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 129, 258-93.