

شناسایی حالت معیوب یک واحد هواساز با استفاده از روش آنالیز مولفه‌های اصلی

وحید عامل‌منیریان

محمد مهدی تفرج*

هادی کلانی

مجید معاونیان

کارشناس ارشد، دانشگاه فردوسی مشهد، دانشکده مهندسی

دانشجوی دکتری، دانشگاه فردوسی مشهد، دانشکده مهندسی

دانشجوی دکتری، دانشگاه فردوسی مشهد، دانشکده مهندسی

دانشیار، دانشگاه فردوسی مشهد، دانشکده مهندسی

چکیده

در این مقاله از روش آنالیز مولفه‌های اصلی برای تعیین حالت معیوب یک هواساز ۵ منطقه‌ای با استخراج ارتباط بین متغیرهای موجود در هواساز و کاهش ابعاد داده‌های اندازه‌گیری شده، استفاده می‌شود. از یک مدل آنالیز مولفه‌های اصلی می‌توان برای تعیین حد آستانه آماری و همچنین مربع خطاهای پیش‌بینی مشاهدات جدید، به منظور بررسی وجود عیب در هواساز استفاده کرد. سیستم عیب‌یابی شامل یک برنامه عیب‌یابی بر اساس روش آنالیز مولفه‌های اصلی، یک سیستم مدیریت ساختمان با سه عدد سنسور، شیر کنترل و سیگنال‌های کنترل هوای خروجی است. در این پژوهش عیب‌های مختلفی به صورت مصنوعی بر روی سیستم هواساز موجود در بیمارستان رضوی مشهد ایجاد شده است. منطقه مورد بررسی در این مطالعه بخش اداری بیمارستان می‌باشد. این عیب‌ها شامل عیب در سنسور دمای داخل کانال، سنسور دمای موجود در بخش اداری، گیر کردن دمپر هوای برگشتی، گیر کردن دمپر هوای خروجیو گیر کردن شیر کنترلی کویل آب گرم هواساز می‌باشد. نتایج نشان می‌دهند که استفاده از روش آنالیز مولفه‌های اصلی، برای شناسایی حالت معیوب این هواساز موثر و قابل قبول می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: عیب‌یابی، هواساز، آنالیز مولفه‌های اصلی، مربع خطای پیش‌بینی.

Fault Detection of an Air Handling Unit Using PCA Method

V. Amelmonirian

M. M. Tafarroj

H. Kalani

M. Moavenian

M.Sc. student, Ferdowsi University of Mashhad, Faculty of Engineering

Ph. D. student, Ferdowsi University of Mashhad, Faculty of Engineering

Ph. D. student, Ferdowsi University of Mashhad, Faculty of Engineering

Associate professor, Ferdowsi University of Mashhad, Faculty of Engineering

Abstract

This paper uses principal component analysis (PCA) method for detection of faults in a five zone air handling unit (AHU). PCA approach is used to extract the correlation of variables in air handling unit and reduce the dimension of measured data. A PCA model is built to determine the thresholds of statistics and calculate square prediction errors (SPE) of new observations, which are used to check if a fault occurs in AHU. The fault detection system consists of a PCA-based fault detection code, a building management system (BMS) with three temperature sensors, control valve and output air controller signals. All experiments were carried out on air conditioning system of the RAZAVI hospital in Mashhad. Five faults artificially introduced to the system, are as follows: (1) Hot air temperature, (2) Room temperature sensors, (3) Return air damper stuck, (4) Outdoor damper stuck, (5) Control valve damper stuck, signals. The results show that the PCA-based fault detection method is applicable and effective for AHU.

Keywords: Fault detection, Air Handling unit, Principal component analysis, Square prediction error.

۱-مقدمه

همراه با رشد سریع اقتصادی، سیستمهای تهویه مطبوع نیز به صورت گسترده‌ای در ساختمانهای تجاری و خانگی مورد استفاده قرار گرفته و بخش عمده‌ای از انرژی مصرفی در دنیا را این سیستم‌ها مورد استفاده قرار می‌دهند. برای مثال در چین تقریباً ۱۲٪ و در آمریکا بیش از ۴۴٪ درصد مصرف انرژی خانگی، اختصاص به سیستمهای تهویه مطبوع دارد [۱-۲]. مشکلات مختلفی ممکن است در طی زمان برای این سیستم‌ها رخ دهد و این مشکلات باعث کاهش سطح آسایش و اتلاف انرژی تا حدود ۳۰-۱۵٪ درصد می‌شوند [۳]. علاوه بر این ممکن است لایه اوزن در اثر نشتی مبرد از این سیستم‌ها مورد آسیب قرار گیرد. از اینرو تعمیر و عیب‌یابی سریع این سیستم‌ها ضروری به نظر می‌رسد.

در طی دهه‌های گذشته، استراتژی تعمیرات سیستم سه مرحله تکامل را تجربه کرده‌است: تعمیر خرابی‌ها، تعمیر بر اساس زمان و تعمیر بر اساس شرایط [۴]. اخیراً، تعمیر هوشمند بازدارنده بر اساس شرایط^۱، برای سیستمهای تهویه مطبوع مورد توجه قرار گرفته است. همچنین به منظور مشاهده و کنترل سیستمهای تهویه مطبوع، سیستمهای مدیریت انرژی ساختمان^۲ توسعه یافتند.

در گذشته دو روش مدل‌محور^۳ و دانش‌محور^۴ برای عیب‌یابی و تشخیص عیب خطاها در این سیستم‌ها مرسوم بوده است. در روش عیب‌یابی مدل‌محور، مقادیر نرمال پارامترهای سیستم جمع‌آوری می‌شود و هنگامی که عیب رخ داده، می‌توان با مقایسه بین مقادیر پارامترها در این حالت با حالت نرمال در مورد سیستم قضاوت کرد. در این روش مدل ریاضی نسبی از سیستم تهیه می‌شود [۲، ۵-۹]. لیانگ و دو [۸] برای افزایش عملکرد روش مدل‌محور از روش ماشین بردار پشتیبان^۵ استفاده کرده است. آن‌ها نشان دادند که با ترکیب این دو روش تشخیص عیب دقیق‌تر انجام می‌شود. دیدگاه دانش‌محور، مانند سیستمهای هوشمند [۱۰] شبکه عصبی [۱۱]، تئوری فازی [۱۲] و روش قانون‌محور [۱۳] به صورت گسترده‌ای برای عیب‌یابی و تشخیص عیب مورد استفاده قرار می‌گیرد. اخیراً روشهای آماری که بر اساس روش آنالیز مولفه‌های اصلی^۶ می‌باشند، به منظور عیب‌یابی در سیستمهای تهویه مطبوع مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱۴-۱۸]. وانگ و همکاران [۱۴] برای تشخیص عیب در هواساز از PCA استفاده کرده‌اند. آن‌ها نشان دادند با استفاده از این روش می‌توان تا حد

مطلوبی وجود عیب و نوع عیب در این سیستم‌ها را تشخیص داد. در روش PCA، متغیرهای موجود در فضای چند حالت همبسته به یک مجموعه از مولفه‌های غیرهمبسته خلاصه می‌شود که هریک از آن‌ها ترکیب خطی از متغیرهای اصلی است. مولفه‌های غیرهمبسته به دست آمده مولفه‌های اصلی^۷ نامیده می‌شوند که از بردارهای ویژه ماتریس هموردا یا ماتریس همبستگی متغیرهای اصلی به دست می‌آیند [۱۴]. این روش یکی از با ارزش‌ترین نتایج کاربرد جبر خطی است که به وفور در تحلیل نمودارهای کامپیوتری استفاده شده است. زیرا یک روش آسان و غیرپارامتری برای استخراج اطلاعات مرتبط از یک مجموعه داده پیچیده می‌باشد. به طور کلی از این روش برای کاهش تعداد متغیرها و یافتن ساختار ارتباطی بین متغیرها یا همان دسته‌بندی متغیرها استفاده می‌شود. این کاهش کمک می‌کند تا فرایند پردازش را با حجم کمتری از محاسبات انجام دهیم. بعلاوه این روش در مقایسه با آموزش شبکه عصبی و روشهای موجود برای شناسایی سیستم بسیار آسانتر است [۱۵]. لذا در این مقاله برای تشخیص عیب از این روش استفاده شده است.

در این مقاله پس از معرفی سیستم و عیبهای ایجاد شده در آن، روش PCA به صورت اجمالی مورد بررسی قرار گرفته شده است. سپس، فرایند عیب‌یابی به کمک این روش توضیح داده شده است. در انتها داده‌های سیستم هواساز مورد مطالعه، در حالت سالم برای آموزش و در حالت عیب‌دار برای تشخیص عیب به روش PCA داده شده است. نتایج نشان می‌دهند که استفاده از روش PCA، برای عیب‌یابی در این هواساز موثر و قابل قبول می‌باشد.

۲-معرفی سیستم و عیب‌ها

هواساز مورد بررسی، واقع در بیمارستان رضوی مشهد می‌باشد، که یک هواساز ۵ منطقه‌ای بوده و منطقه مورد بررسی در این مطالعه بخش اداری بیمارستان می‌باشد. سیستمهای تهویه مطبوع بیمارستان متصل به یک سیستم مدیریت ساختمان^۸ می‌باشند که مشاهده فرایندها و مدیریت آن‌ها در این قسمت انجام می‌شود (شکل ۱). سیگنال‌ها و سنسورهایی که از این هواساز در سیستم BMS دریافت می‌گردند عبارتند از: دمای هوای خروجی عبوری از روی کویل‌ها (T1)، دمای محیط داخل (T2)، دمای بیرون (T3)، سیگنال درصد شیر کنترلی (M) و سیگنال درصد دمپر خروجی هر منطقه (D). زمان داده‌برداری از روی سیستم زمستان سال ۱۳۹۰ می‌باشد که هواسازها در فاز گرمایش کار می‌کنند. هواساز مورد بررسی

¹ Condition-based intelligent preventive maintenance

² Building energy management system (BEMS)

³ Model-based

⁴ Knowledge-based

⁵ Support vector machine (SVM)

⁶ Principal component analysis (PCA)

⁷ Principal component

⁸ Building management system (BMS)

بردارهای ویژه مربوط به l تا از بزرگترین مقادیر ویژه λ_i ماتریس همبستگی^۵ می باشد و ستون های $\bar{P}$ شامل $m - l$ بردار ویژه باقیمانده می باشند. لذا ماتریس های $[\bar{P}\bar{P}]$ و $[\bar{T}\bar{T}]$ دارای خاصیت تعامدیکه^۶ هستند.

۳-۱-۱- فرآیند مدل کردن روش PCA

همانطور که در شکل ۳ نشان داده شده است، این فرآیند دارای مراحل زیر می باشد.

۱- فیلتر سازی و نرمال کردن متغیرهای اصلی

۲- محاسبه ماتریس هموردایی S^V .

در روش PCA، ابتدا بایستی ماتریس هموردایی محاسبه شود. اما ماتریس هموردایی همیشه در عمل نامعلوم می باشد. این ماتریس معمولاً از روی نمونه متغیرها در شرایط نرمال تخمین زده می شود. فرض کنید ماتریس $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$ شامل n نمونه (ردیف)، m متغیر (ستون) در شرایط نرمال به صورت زیر نشان داده شود.

$$X = [X_1 \ X_2 \ X_3 \ \dots \ X_n]^T = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (4)$$

با توجه به اصول آماری، ماتریس S به صورت زیر تخمین زده می شود.

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (5)$$

برای راحتی در محاسبه، ستون های ماتریس X با میانگین صفر و واریانس یک نرمالیزه می شوند. با این کار، میانگین مقدار x صفر می شود یعنی $\bar{x} = 0$. لذا معادله (۵) به صورت زیر بازنویسی می شود.

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i)(x_i)^T = \frac{1}{n-1} X^T X \quad (6)$$

۳- تجزیه مقادیر ویژه ماتریس هموردایی S . برای محاسبه m مقدار ویژه $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$ و بردارهای ویژه ماتریس P .

۴- تعیین تعداد l مولفه اصلی.

۵- انتخاب و تعیین ماتریس بارگذاری $\bar{P}$ بر اساس l تاز مولفه های اصلی.

در شکل ۲ نشان داده شده است. همانطور که قبلاً اشاره شد، این هواساز، یک هواساز ۵ منطقه ای دارای مسیر هوای برگشتی می باشد. روی هر منطقه خروجی هواساز، یک عدد دمپر مجهز به موتور برقی می باشد که وظیفه ی کنترل میزان هوای خروجی به هر منطقه را بر عهده دارند. کنترل دیگر این هواساز بر روی دبی ورودی آب گرم به کویل های گرمایش می باشد که توسط یک عدد شیر موتوری و کنترلر، تحت کنترل قرار می گیرد. در این مقاله پنج عیب به صورت مصنوعی در هواساز ایجاد شده و اثرات ناشی از این عیوب بر روی سیستم مورد بررسی قرار گرفته شده است. این عیوب شامل: ۱- عیب سنسور دمای هوای خروجی کانال ۲- عیب سنسور دمای محیط داخل ۳- عیب گیر کردن دمپر هوای برگشتی ۴- عیب گیر کردن دمپر هوای خروجی منطقه مربوط به بخش اداری ۵- عیب گیر کردن شیر کنترل دبی کویل آب گرم می باشد. پیوست I تغییرات این سنسورها را در حالت سالم و عیب دار نشان می دهد.

۳-۲ روش PCA

این روش، یک روش آماری می باشد که در آن تعدادی متغیر همبسته^۱ به مجموعه ای کوچکتر از متغیرهای ناهمبسته^۲ منتقل می شود. لذا یکی از انواع روش های تحلیل داده های چند متغیره است که هدف اصلی آن تقلیل بعد مساله ی مورد مطالعه می باشد. با استفاده از آن می توان تعداد زیادی متغیر همبسته را با تعداد محدودی متغیر جدید که عمود بر هم هستند جایگزین نمود. متغیرهای جدید، مولفه های اصلی نامیده می شوند. به این ترتیب بعد مساله تقلیل می یابد. فرض کنید که $x \in \mathbb{R}^m$ ($x = [x_1 x_2 x_3 \dots x_m]^T$) برداری است که دارای m متغیر اصلی باشد و $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ماتریسی باشد که n نمونه برای هر متغیر را نیز شامل می شود. با استفاده از روش PCA ماتریس X به صورت زیر تجزیه می شود.

$$X = \bar{X} + E \quad (1)$$

$$\bar{X} = \bar{T}\bar{P}^T \quad (2)$$

$$E = \tilde{T}\tilde{P}^T \quad (3)$$

که در آن $\bar{X}$ زیر فضای اجزاء اصلی می باشد که جهت اصلی بردارهای اندازه گیری شده را نشان می دهد. همچنین E زیر فضای باقیمانده و جهت اندازه گیری عیب می باشد. $\bar{T}$ نشان دهنده ی ماتریس امتیاز^۳ می باشد ($\bar{T} \in \mathbb{R}^{n \times l}$ و $\bar{T} = X\bar{P}$). متغیر $\bar{P}$ ماتریس بارگذاری^۴ است ($\bar{P} \in \mathbb{R}^{m \times l}$). l تعداد متغیرهای اصلی مدل می باشد. ستون های ماتریس $\bar{P}$ شامل

¹ Correlated variable

² Uncorrelated variable

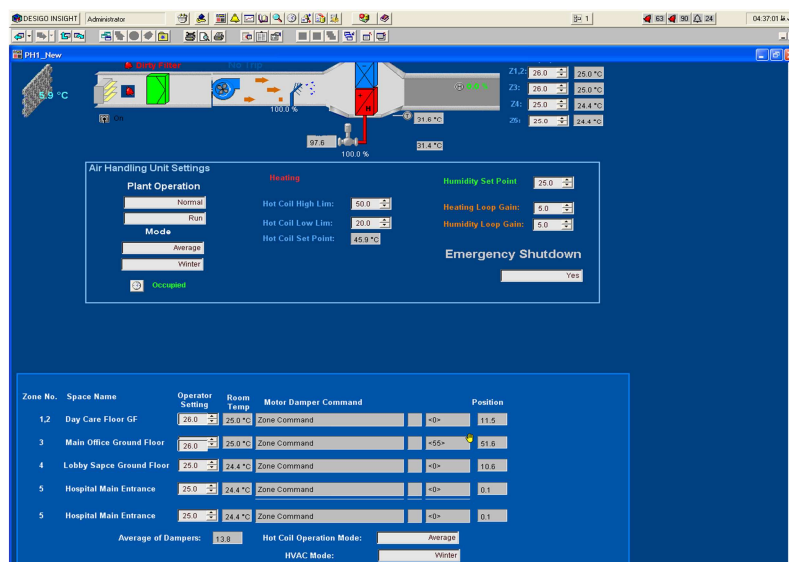
³ Score matrix

⁴ Loading matrix

⁵ Correlation matrix

⁶ Orthogonal

⁷ Covariance matrix



شکل ۱- شماتیک هواساز به همراه سیستم BMS



شکل ۲- دو نمای کلی هواساز مورد مطالعه

۶- محاسبه ماتریس تصویر^۱ C و $\tilde{C}$ با استفاده از ماتریس $\hat{P}$.
 برای این منظور از معادلات (۷) و (۸) استفاده می‌شود. لذا فضای اصلی m بعدی داده‌ها با مولفه اصلی و $m-l$ باقیمانده جایگزین می‌شود و در نتیجه همبستگی متغیرها از بین می‌رود.

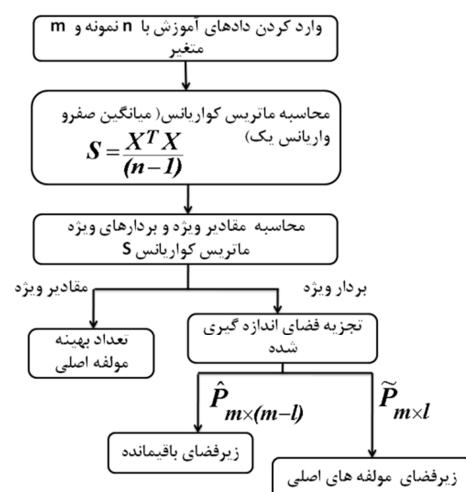
$$C = \hat{P} \cdot \hat{P}^T \quad (7)$$

$$\tilde{C} = \hat{P} \cdot \hat{P}^T = (I - C) \quad (8)$$
 بعد از آنکه مدل PCA ساخته شد، از این مدل می‌توان برای عیب‌یابی استفاده کرد.

۳-۲- عیب‌یابی توسط روش PCA

با استفاده از روش PCA، بردار نمونه جدید x می‌تواند به دو قسمت تجزیه شود:

$$x = \hat{x} + \tilde{x} \quad (9)$$



شکل ۳- فلوچارت مدل‌سازی روش PCA

¹ Projection matrix

است. اما وقتی که $SPE(\mathbf{x}) \geq Q_\alpha^2$ باشد، سیستم در شرایط غیرعادی است.

تعیین تعداد مولفه‌های اصلی یکی از مهم‌ترین قسمت‌ها در ساختمان روش PCA می‌باشد. از پارامتر واریانس درصد انباشتگی^۲ برای تعیین این کمیت استفاده می‌شود.

تعداد l از روی مشخصه CPV طوری حساب می‌شود که مقدار CPV تعداد l تا از بزرگترین مقادیر ویژه، به یک حد از پیش تعیین شده (به عنوان مثال $CPV_\alpha = 95\%$) برسد. به عبارت دیگر داریم.

$$CPV(l) = \frac{\sum_{j=1}^l \lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \times 100\% \geq CPV_\alpha \quad (16)$$

شکل ۴ فلوجارت استفاده از روش PCA در عیب‌یابی را نمایش می‌دهد.

۳-۳- ایجاد و آموزش مدل PCA

ماتریس هموردایی $\mathbf{S}$ با استفاده از داده‌های سیستم در حالت نرمال در روز بیست و سوم بهمن ماه سال نود از ساعت ۱۶ تا ۱۹ به دست آورده شده است. سپس تجزیه مقادیر مشخصه ماتریس هموردایی انجام می‌شود تا ماتریس بردار ویژه $\mathbf{P}$ بدست آید. در مرحله بعد، مشخصه CPV محاسبه شده و تعداد l مولفه اصلی به دست می‌آید. در این مقاله مقدار l محاسبه شده برابر ۳ می‌باشد. پس از محاسبه تعداد بهینه مولفه اصلی، ماتریس بارگذاری $\hat{\mathbf{P}}$ و در نتیجه ماتریس‌های تصویر $\mathbf{C}$ و $\tilde{\mathbf{C}}$ قابل محاسبه می‌باشند. بدین ترتیب مدل PCA برای سیستم ساخته می‌شود. در این مطالعه حد آستانه Q_α^2 برای SPE با توجه به سطح اطمینان ۹۵٪ محاسبه شده است، که برابر با ۰.۵۸۴ می‌شود. شکل ۵ مقدار SPE داده‌ها در شرایط عادی و نرمال را نشان می‌دهد. همانطور که از این شکل پیداست، مقدار SPE تمام نمونه‌ها از مقدار حد آستانه کمتر می‌باشد.

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{C}\mathbf{x} \quad (10)$$

$$\tilde{\mathbf{x}} = \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{x} \quad (11)$$

که در آن $\hat{\mathbf{x}}$ تصویر بردار نمونه $\mathbf{x}$ در فضای مولفه‌های اصلی می‌باشد و $\tilde{\mathbf{x}}$ تصویر بردار نمونه $\mathbf{x}$ در فضای باقیمانده می‌باشد. به طور کلی و در شرایط عادی داده‌های نرمال در $\hat{\mathbf{x}}$ و داده‌های دارای عیب در $\tilde{\mathbf{x}}$ اتفاق می‌افتند. با وجود عیب تغییرات غیر عادی در $\tilde{\mathbf{x}}$ رخ می‌دهد که در نتیجه آن تصویر در فضای باقیمانده افزایش می‌یابد. بنابراین اندازه بزرگی تصویر یک مقدار اندازه‌گیری شده $\mathbf{x}$ در فضای باقیمانده می‌تواند برای تشخیص شرایط غیرعادی مورد استفاده قرار گیرد.

کمیت SPE که Q-statistic هم نامیده می‌شود، نشان‌دهنده جمع مربعات اختلاف بین $\mathbf{x}$ و مولفه‌های اصلی در مدل PCA می‌باشد و از معادله (۱۲) به دست می‌آید. همانطور که در معادله (۱۲) نشان داده شده است، پارامتر SPE برای تعیین فضای باقیمانده استفاده می‌شود.

$$\begin{aligned} Q - \text{statistics} &= SPE(\mathbf{x}) = \|\tilde{\mathbf{x}}\|^2 \\ &= \|\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{x}\|^2 \\ &= \mathbf{x}^T (\mathbf{I} - \mathbf{C})\mathbf{x} \end{aligned} \quad (12)$$

لذا کمیت SPE به طور مستقیم از روی مدل PCA و بردار اندازه‌گیری شده $\mathbf{x}$ محاسبه می‌شود.

کمیت Q_α حد آستانه و محدوده اطمینان^۱ برای SPE را نشان می‌دهد که از معادله (۱۳) محاسبه می‌شود.

$$Q_\alpha^2 = \theta_1 \left[\frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{\frac{1}{h_0}} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \theta_1 &= \sum_{j=l+1}^m \lambda_j \quad \theta_2 = \sum_{j=l+1}^m \lambda_j^2 \quad \theta_3 \\ &= \sum_{j=l+1}^m \lambda_j^3 \end{aligned} \quad (14)$$

$$h_0 = 1 - \frac{2\theta_1 \theta_3}{3\theta_2^2} \quad (15)$$

که در آن c_α حد اطمینان در توزیع نرمال می‌باشد. λ نیز مقادیر ویژه ماتریس هموردایی $\mathbf{S}$ است. هنگامی که $SPE(\mathbf{x}) \leq Q_\alpha^2$ باشد، سیستم در شرایط عادی و سالم

² Cumulative percent variance (CPV)

¹ Confidence limit

۴- نتیجه‌گیری

هواسازها به صورت گسترده‌ای در سیستم‌های تهویه مطبوع مورد استفاده قرار می‌گیرند که این خود باعث می‌شود، سهم عمده‌ای از مصرف انرژی را برعهده داشته باشند. عیب‌های ایجاد شده در این سیستم‌ها باعث می‌شود که آنها به درستی عمل نکنند. در نتیجه آن، این سیستم‌ها با مشکلاتی همچون افزایش انرژی مصرفی، کاهش سطح آسایش و خرابی زود هنگام قطعات روبرو خواهند شد. بنابراین عیب‌یابی در این سیستم‌ها ضروری به نظر می‌رسد.

در این مقاله، از روش PCA برای عیب‌یابی در هواساز بیمارستان رضوی مشهد استفاده شده است. سیستم عیب‌یابی متشکل از یک برنامه عیب‌یابی بر اساس روش PCA، سیستم BMS و سنسورهای دمایی می‌باشد. داده‌های سیستم، تحت شرایط نرمال و بدون عیب، برای ساختن مدل PCA و محاسبه SPE استفاده شده‌اند. هنگامی که مقدار SPE، بالای حد آستانه قرار گیرد، عیب رخ داده است و در حالتی که در زیر حد آستانه باشد، سیستم در حالت نرمال و بدون عیب کار می‌کند. در این مطالعه پنج عیب به صورت دستی به هواساز وارد شده و SPE ناشی از داده‌های عیب‌دار محاسبه شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند که در همه عیب‌های مورد بررسی مقدار SPE بالای حد آستانه قرار می‌گیرد و مدل، عیب‌دار بودن سیستم را نشان می‌دهد. لذا استفاده از روش PCA، به منظور عیب‌یابی در این هواساز موثر و قابل قبول است. با توجه به سادگی به‌کارگیری این روش در مقایسه با بسیاری از روش‌های عیب‌یابی و نیز توانایی این تکنیک در شناسایی حالت‌های معیوب هواساز مورد مطالعه، به‌کارگیری روش PCA در این مطالعه قابل توجیه به نظر می‌رسد [۱۹].

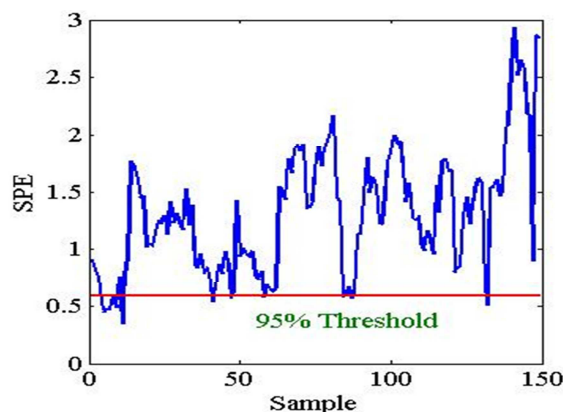
در پژوهش‌های آینده، استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی (به ویژه اگر برای بهینه‌سازی شبکه‌های عصبی یا آموزش آن‌ها از الگوریتم‌های تکاملی همچون الگوریتم‌های ژنتیک^۱ استفاده شود) می‌تواند در تشخیص حالت‌های معیوب این واحد هواساز مورد توجه قرار گیرد. همچنین، می‌توان برای افزایش قدرت تشخیص عیب در روش PCA، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند همچون الگوریتم‌های ژنتیک، الگوریتم زنبورهای عسل^۲، الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌ی ذرات^۳ یا سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند برای بهبود عملکرد این روش استفاده کرد و نتایج حاصل را با هم مقایسه کرد.

^۱ Genetic Algorithm (GA)

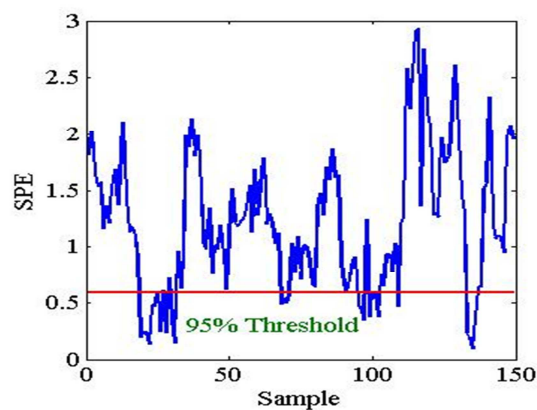
^۲ Bees Algorithm (BA)

^۳ Particle Swarm Optimization (PSO)

سنسور می‌شود. شکل ۹ تغییرات SPE با وجود این عیب را نشان می‌دهد.

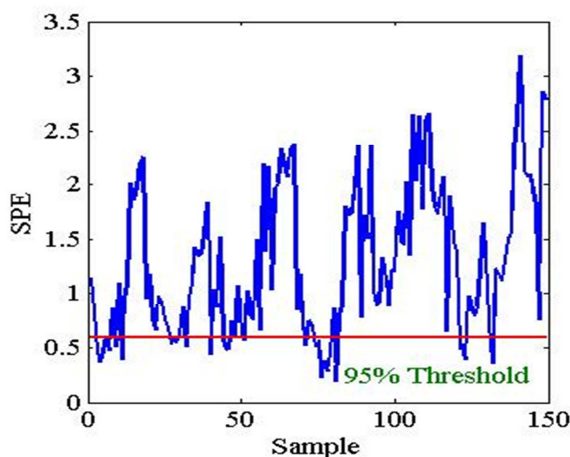


شکل ۸- نمودار SPE همراه با عیب سنسور دمای هوای خروجی هواساز



شکل ۹- نمودار SPE همراه با عیب سنسور دمای محیط داخل

- عیب پنجم- گیر کردن دمپر هوای خروجی بخش اداری در روز ششم از ساعت ۱۶:۳۰ تا ۱۷:۳۰، دمپر هوای خروجی بخش اداری به صورت دستی بر روی ۵۵ درصد ثابت شد. شکل ۱۰ تغییرات SPE با وجود این عیب را نشان می‌دهد.



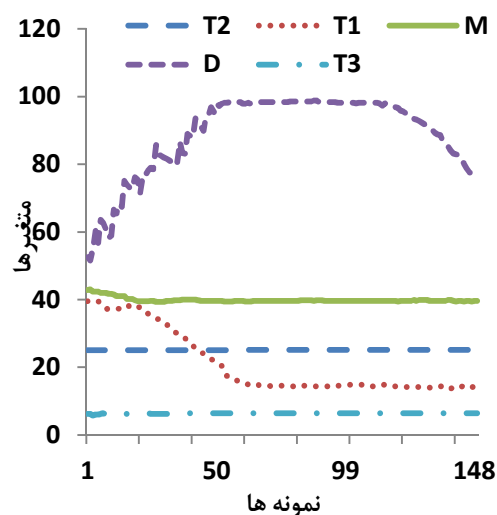
شکل ۱۰- نمودار SPE همراه با عیب گیر کردن دمپر هوای خروجی بخش اداری

سپاسگزاری

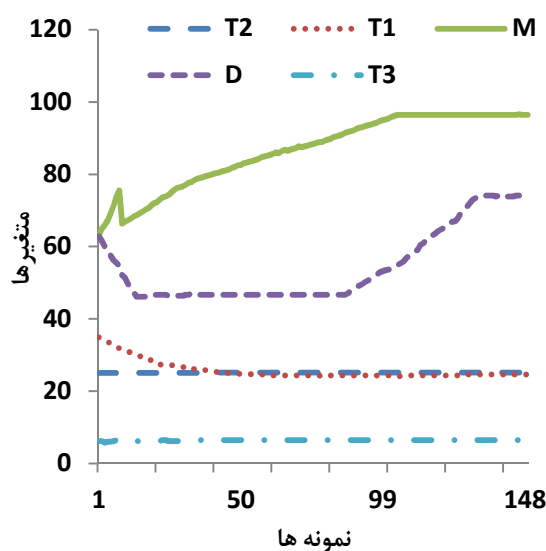
نویسندگان این مقاله بر خود لازم می‌دانند که از پرسنل بخش تاسیسات برقی و مکانیکی بیمارستان رضوی و همچنین واحد BMS این بیمارستان، کمال تشکر و قدردانی را داشته باشند.

پیوست I

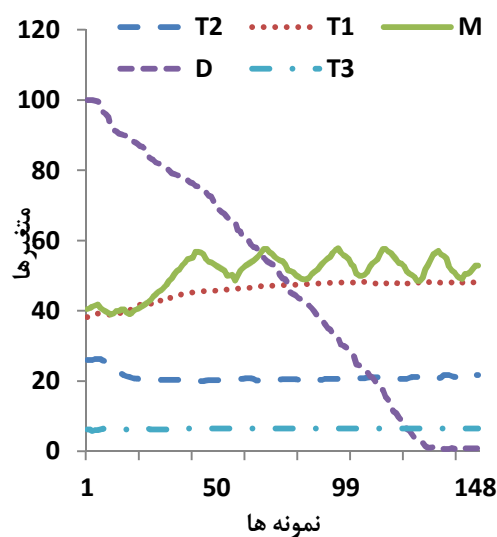
در شکل‌های زیر: دمای هوای خروجی عبوری از روی کویل‌ها (T1)، دمای محیط داخل (T2)، دمای بیرون (T3)، سیگنال درصد شیر کنترلی (M) و سیگنال درصد دمپر خروجی هر منطقه (D).



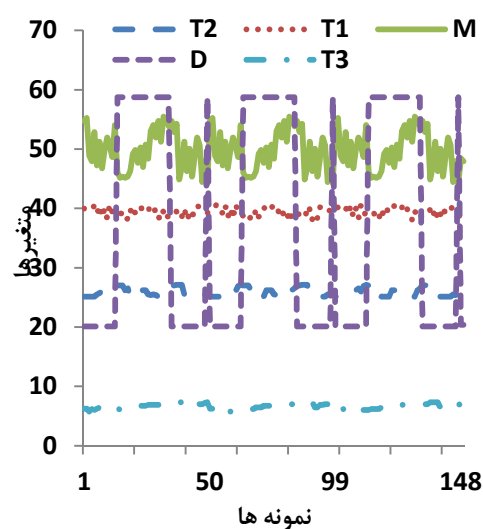
شکل پ-۳ عیب دوم-گیر کردن شیر کنترلی



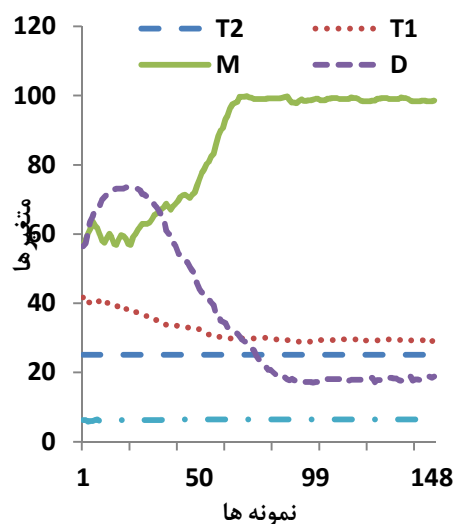
شکل پ-۴ عیب سوم-سنسور دما داخل هوا ساز



شکل پ-۵ عیب چهارم-سنسور دما داخل محیط



شکل پ-۱ شرایط عادی و نرمال



شکل پ-۲ عیب اول-گیر کردن دمپر هوای برگشتی

Supervision and Safety for Technical Process, Baden-Baden, 1991.

[10] Wu, S., Sun, J.Q., "Cross-level fault detection and diagnosis of building HVAC systems", Building and Environment, vol. 46, Issue 8, pp. 1558-1566, 2011.

[11] Hemmelblau, D.M., "Use of artificial neural networks to monitor faults and for troubleshooting in the process industries", in: IFAC Symposium on on-line Fault Detection and Supervision in the Chemical Process Industries, Newark, 1992.

[12] Dexter, A. L., Ngo, D., "Fault diagnosis in HVAC systems: a multistep fuzzy model-based approach", HVAC&R Research, vol. 7, Issue 1, pp. 83-102, 2001.

[13] Schein, J., Bushby, S. T., Castro, N. S., House, J.M., "A rule-based fault detection method for air handling units", Energy and Buildings, vol. 38, Issue 12, pp. 1485-1492, 2006.

[14] Wang, S., Xiao, F., Zhou, Q., "A system-level fault detection and diagnosis strategy for HVAC systems involving sensor faults", Energy and Buildings, vol. 42, Issue 4, pp. 477-490, 2010.

[15] Wang, S.W., Xiao, F., "AHU sensor fault diagnosis using principal component analysis method", Energy and Buildings, vol. 36, Issue 2, pp. 147-160, 2004.

[16] Xiao, F., Wang, S., Xu, X., Ge, G., "An isolation enhanced PCA method with expert-based multivariate decoupling for sensor FDD in air-conditioning systems", Applied Thermal Engineering, vol. 29, Issue 4, pp. 712-722, 2009.

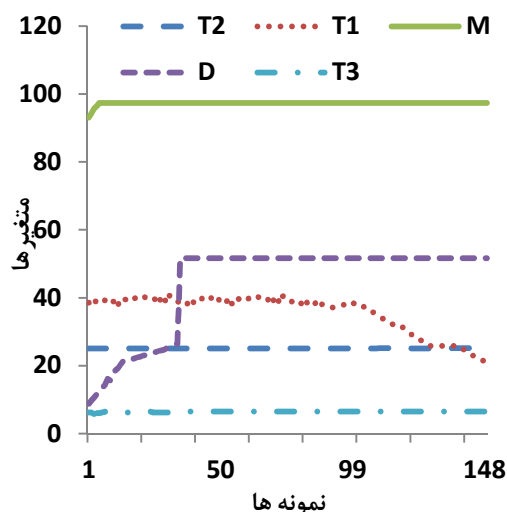
[17] Du, Z., Jin, X., "Detection and diagnosis for sensor fault in HVAC systems", Energy Conversion and Management, vol. 48, Issue 3, pp. 693-702, 2007.

[18] Du, Z., Jin, X., Wu, L., "Fault detection and diagnosis based on improved PCA with JAA method in VAV systems", Building and Environment, vol. 42, Issue 9, pp. 3221-3232, 2007.

[۱۹] عامل منیریان، وحید "عیب یابی و تشخیص عیب در

سیستم های تهویه مطبوع" پایان نامه کارشناسی ارشد، گروه

مهندسی مکانیک، دانشگاه فردوسی مشهد، تابستان ۱۳۹۱.



شکل پ-۶ عیب پنجم- گیر کردن دمپر هوای خروجی

مراجع

[1] Piette, M.A., Kinney, S.K., Haves, P., "Analysis of an information monitoring and diagnostic system to improve building operations", Energy and Buildings, vol. 33, Issue 8, pp. 783-791, 2001.

[2] Yu, B., Van Paassen, A.H.C., "State-of-the-art of energy fault diagnosis for building HVAC system, in: International Symposium on Air Conditioning in High Rise Building, Shanghai, China, pp. 162-167, 2000.

[3] Katipamula, S., Brambley, M. R., "Methods for fault detection, diagnostics, and prognostics for building systems e a review, part I, HVAC&R Research vol. 11, Issue 1, pp. 3-25, 2005.

[4] Yoshimura, M., and N. Ito. "Effective diagnosis methods for air-conditioning equipment in telecommunications buildings." In Telecommunications Energy Conference, 1989. INTELEC'89. Conference Proceedings., Eleventh International, pp. 21-1. IEEE, 1989.

[5] Ann, B.C., Mitchell, J.W., McIntosh, L.B., "Model based fault detection and diagnosis for cooling tower[J]", ASHRAE Transactions, vol. 107, Issue 1, pp. 839-846, 2001.

[6] Dexter, A.L., Pakanen, J., "Demonstrating automated fault detection and diagnosis methods in real buildings", VTT Building Technology, Finland (ISBN 951-38-5726-3), ANNEX 34, 2001.

[7] Stylianou, M., Nikanour, D., "Performance monitoring, fault detection, and diagnosis of reciprocating chillers", ASHRAE Transactions vol. 102, Issue 1, pp. 615-627, 1996.

[8] Liang, J., Du, R., "Model-based fault detection and diagnosis of HVAC systems using support vector machine method", International Journal of refrigeration, vol. 30, Issue 6, pp. 1104-1114, 2007.

[9] Tzafestas, S., "Second generation expert systems: requirements, architectures and prospects", in: IFAC/IMACS Symposium on Fault Detection,