



Identification of Cavitation Phenomenon in Centrifugal Pump by Artificial Immune Network Method

S. M. Matloobi, M. Riahi*, H. Sadeghi

Mechanical Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

ABSTRACT: Reduce the cost of unscheduled shutdown and enhance the reliability of systems, is one of the important goals for various industries that could be achieved by condition monitoring. Cavitation is a common phenomenon in centrifugal pumps which causes the damage and its true identification in early stage is too important. In this paper cavitation is identified by use of artificial immune net that is modeled on the function of the human immune system. For this purpose, after data collection by a laboratory setup and extraction of various features, feature selection and dimensions reduction were done by artificial immune method and then with artificial immune net method, the system condition was identified. Finally, the results of this study were compared with the principal component analysis method and the results of nonlinear supportive vector machine, multi-layer artificial neural network, K-means and fuzzy C-means clustering.

Review History:

Received:11/4/2017
Revised:2/20/2018
Accepted:3/11/2018
Available Online:3/13/2018

Keywords:

Condition monitoring
Cavitation
Artificial immune net
ClonalG

1- Introduction

Centrifugal pumps are one of the most important of rotary machines that widely used and are especially used in the transmission of fluids. Cavitation is one of the most undesirable phenomena in centrifugal pumps, which can cause serious damage to the components of the pump. Generally, the formation of bubbles reduces the effective cross section of fluid transfer and thus reduces the hydraulic efficiency of the pump. Also, the explosion of bubbles near the surface of the metal results in severe local stress and damage to parts of the pump, including the impeller blade by corrosion and erosion, as well as increasing the noise and vibration of the pump.

In some studies vibration signal has also been used to detect cavitation, in reference [1] analysis of vibration signal in time domain has been used, in this reference, it has been shown that the Root Mean Square (RMS) value of a signal that represents the amount of signal energy is roughly constant in normal conditions and during cavitation, but the maximum amplitude of the signal increases, therefore, the ratio of maximum amplitude to RMS or crest factor is used to detect cavitation. Also in reference [2] the extracted features of the vibration signal in the time and frequency domain are used as inputs of a multilayer neural network for this purpose.

In order to increase the accuracy and speed of condition monitoring, intelligent systems are used for decision making, these systems are trained by initial data and can accurately identify the failure occurrence in the early stages, many of these intelligent systems include algorithms inspired by nature or human body system such as ants colony, neural networks, genetic algorithms, and so on. One of this methods is the

*Corresponding author's email: riahi@iust.ac.ir

Artificial Immune System (AIS) algorithm that is inspired from the human body and used for optimization problems over the past few years, this algorithm is modeled base on human immune systems that can identify all types of germs and separate them from body cells, and the results showed that this algorithm is capable for fault detection problem. In this study, several features are extracted from vibration and motor current sensor data and data fusion at the feature level are done, finally, the artificial immune network algorithm is used to determine the status of a multi-stage centrifugal pump and cavitation detection.

2- Methodology

In pumps, the cavitation refers to a dynamic process that involves the formation of bubbles within the fluid, growth and eventually bursting them, there are two type of bubbles that formed inside the liquid: vapor bubbles and air bubbles [3].

Artificial immune method is one of the machine learning algorithm that can be used in optimization and pattern recognition problems, which has been given attention for engineering problems in recent years. This algorithm is inspired by the body's immune system, and various models have been proposed for this purpose, some of these models include: negative selection algorithm, clonal selection algorithm, immune network algorithm and so on.

The immune net algorithm is based on the immune net theory, in the immune network theory (Idiotope network), which was proposed by Jerne (1974), the immune system is considered a dynamic system [4]; In this theory it is suggested that the immune system, even in the absence of



a stimulus, has a dynamic behavior. An Artificial Immune Network (AIN) is a computational model that is inspired from nature; the ideas and concepts of the immune network theory, which involves the relationship between B cells (mutating and suppressing each other), duplication and mutation, are used in this model. In an artificial immune network, other than affinity to antigens there are other criteria for antibodies. The main evaluation criterion in an artificial immune network is the amount of antibody stimulation based on an antibody's affinity with antigens, affinity with other antibodies and affinity of other antibodies with it. If an antibody detects another antibody or antigen, it is stimulated; however, the detection of another antibody has negative effects on it. The amount of stimulation of an antibody is generally obtained from the following equation [20]:

$$S = N_{st} - N_{sup} + A_g \quad (1)$$

where N_{st} is the amount of antibody stimulation by the network, N_{sup} is the amount of antibody network deterrence and A_g is the amount of antibody stimulation by antigen.



Fig. 1. Experimental setup

Because of the high computational cost of this relationship, various algorithms provided for it use simplified versions of this equation.

3- Experimental Data Collection

In this study, closing the inlet valve applied to create cavitation and investigate its effects, for this purpose, a valve is placed at the outlet of the main tank, which closes it, causing the loss of inlet pressure and the creation of cavitation (Fig. 1), this is done by closing the valve in 6 steps. The first step is related to the normal conditions of the pump and the inlet valve is completely open. In two next steps, the outlet valve is closed gradually, in these steps, although flow rate (fluid velocity) is constant, but other performance parameters of the pump, such as the output head and the motor current, will be changed, particular in the third step indicates the start of the suction cavitation in pump. In the fourth step, the effects of cavitation on vibrations, motor current and pump performance parameters are clearly observed. In the next two steps, the amount of flow rate decreases and the output head drops significantly, it is indication of the development of cavitation and increase in the percentage of air in the system. At the final step, air bubbles are observed in the transparent section of the tube, indicating a complete development of the cavitation in the pump.

4- Results and Discussion

After collecting the required data with the help of different sensors, at the first it was necessary to determine initiation of cavitation phenomenon and its development steps, for this purpose pressure sensor data have been used. As mentioned in the previous section, with the initiation of cavitation, the operational parameters of the pump would be changed. In this study, a 3% drop in the pump head is considered as a sign of the cavitation and a severe drop in the output head are considered as signs of development.

In this study, 26 different features of vibration and current signals were extracted in three times, frequency and time-frequency domain and finally 3 features are selected by AIN

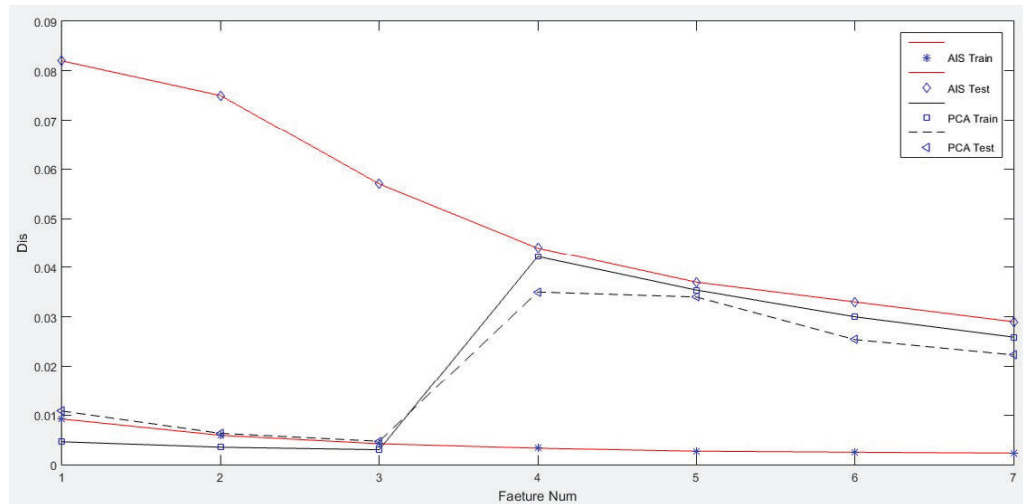


Fig. 2. The error of best combination for the different number of features obtained by the AIS and principal component analysis (PCA) method

Table 1. Results of system condition identification by different methods

Classification Method	Percentage error for detection of training data for AIS features	Percentage error for detection of training data for PCA features	Percentage error for detection of test data for AIS features	Percentage error for detection of test data for PCA features
Non- SVM Linear	3	4.33	23.33	23.33
K-means	36	46.7	48.9	63.33
Fuzzy C-Means	37	49.66	41.11	53.33
AIN	5.5	42.66	6.8	35.55
multilayer perceptron	7.35	10.66	8.47	11.86

method for fault detection.

As seen in Fig. 2, with increasing number of features up to 4, the distance significantly decreases, especially for the test section, but with a further increase in the number of features, the distance reduction is not significant.

5- Conclusions

Comparing the results of the immune network algorithm with other methods shows that the accuracy of the nonlinear supportive vector machine method for the training data is somewhat higher, but for the test data, the error rate of this method is much lower than the other methods. This is indicative of the ability of this method to identify new modes (similar to the human immune system's ability to deal with new ones), therefore, this method can be used to identify the system's condition with suitable accuracy.

References

- [1] S. C. Li, *Cavitation of Hydraulic Machinery*. Imperial College Press, **2000**.
- [2] M. R. Nasiri, M. J. Mahjoob, and H. Vahid-Alizadeh, "Vibration Signature Analysis for Detecting Cavitation in Centrifugal Pumps using Neural Networks," **2011**, pp. **632–635**.
- [3] F. Bastos and F. Rachid, "Modeling gaseous and vaporous cavitation in liquidflows within the context of the thermodynamics of irreversible processes," *International Journal of Non-Linear Mechanics*, vol. **65**, pp: **245–252**, **2014**.
- [4] Jerne, N.K., Towards a Network Theory of the Immune System, in *Annals of Immunology* **1974**: Newyork-USA. p. **373-389**.



شناسایی پدیده کاویتاسیون در پمپ‌های گریز از مرکز چند مرحله‌ای به کمک روش شبکه ایمنی مصنوعی

سید مصطفی مطلوبی، دکتر محمد ریاحی*، حامد صادقی

مهندسی مکانیک، دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران

تاریخچه داوری:
دریافت: ۱۳۹۶-۰۸-۱۳
بازنگری: ۱۳۹۶-۱۲-۰۱
پذیرش: ۱۳۹۶-۱۲-۲۰
ارائه آنلاین: ۱۳۹۶-۱۲-۲۲

کلمات کلیدی:
پایش وضعیت
کاویتاسیون
شبکه ایمنی مصنوعی
کلونال جی

خلاصه: کاهش هزینه‌های حاصل از خرابی و از کارافتادگی ناگهانی تجهیزات و افزایش قابلیت اطمینان سیستم‌ها، یکی از اهداف مهم در صنایع مختلف است که می‌توان با کمک استقرار سیستم‌های پایش وضعیت و تشخیص عیب به آن دست یافت. کاویتاسیون یکی از پدیده‌های رایج در پمپ‌های گریز از مرکز است که موجب ایجاد خرابی شده و شناسایی صحیح آن در مراحل اولیه از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد. در این مقاله با کمک روش شبکه ایمنی مصنوعی که از عملکرد سیستم ایمنی بدن انسان الگو گرفته شده به شناسایی پدیده کاویتاسیون در یک پمپ گریز از مرکز چند مرحله‌ای پرداخته شده است. برای این منظور پس از جمع‌آوری داده‌ها به کمک مجموعه آزمایشگاهی و استخراج ویژگی‌های مختلف، با کمک روش ایمنی مصنوعی به انتخاب ویژگی و کاهش ابعاد پرداخته شده و سپس با کمک این روش حالت سیستم شناسایی گردید. در نهایت نتایج حاصل از آن با روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی و نتایج روش‌های ماشین بردار پشتیبان غیر خطی، شبکه عصبی مصنوعی چند لایه، K-means و خوشه بندی فازی C-Means مقایسه گردیده است.

۱- مقدمه

پمپ از جمله پره پروانه به شکل خوردگی حفره‌ای و فرسایش و همچنین افزایش نویز و ارتعاش پمپ می‌گردد. با توجه به این مشکلات می‌بایست این پدیده در مراحل اولیه با استفاده از روش‌های پایش وضعیت مناسب شناسایی شده، و از ادامه کار پمپ در این شرایط جلوگیری به عمل آورده شود.

در طی سال‌های گذشته روش‌های مختلفی برای تشخیص کاویتاسیون پیشنهاد شده است. با توجه به اینکه بطور مستقیم می‌توان اغتشاش موجود در سیال را بوسیله فشار دینامیکی اندازه گیری نمود، بنابراین استفاده از حسگر فشار می‌تواند اولین انتخاب برای تشخیص کاویتاسیون باشد. به عنوان مثال در مرجع [۱] با استفاده از تحلیل فرکانسی سیگنال فشار دینامیکی در ورودی و خروجی پمپ و استخراج و پایش تغییرات چهار فرکانس اصلی دور، هارمونیک‌های اول و دوم آن و فرکانس گذر پروانه برای تشخیص کاویتاسیون پیشنهاد شده است. صحت‌سنجی این روش در حالت‌های مختلف نظیر تغییر نقطه کار پمپ، تغییر سرعت چرخش، کاویتاسیون در مراحل اولیه و گسترش یافته انجام و در ادامه با مقایسه حساسیت

پمپ‌های گریز از مرکز یکی از انواع مهم و پرکاربرد ماشین‌های دوار می‌باشند که به ویژه در انتقال سیالات مورد استفاده قرار می‌گیرند. آن‌ها به کمک نیروی گریز از مرکز که حاصل از چرخش پروانه پمپ است موجب افزایش هد فشار سیال می‌شوند. مسأله نگاهداشت و پایش وضعیت یک موضوع بسیار مهم برای این تجهیزات می‌باشد که در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است، پایش دقیق و صحیح وضعیت یک پمپ موجب می‌گردد تا از خرابی‌های ناگهانی و بی‌برنامه جلوگیری شده و عمر و قابلیت اطمینان آن افزایش یابد.

کاویتاسیون یکی از مهمترین پدیده‌های نامطلوب در هنگام کار پمپ‌های گریز از مرکز می‌باشد که می‌تواند سبب ایجاد آسیب‌های جدی به اجزا پمپ گردد. بطور کلی تشکیل حباب‌ها سبب کاهش مسیر مؤثر انتقال سیال و در نتیجه کاهش کارایی هیدرولیکی پمپ می‌شوند، همچنین انفجار درونی حباب‌ها که در نزدیکی سطح فلز اتفاق می‌افتد سبب تنش شدید موضعی و آسیب رسیدن به قطعات

*نویسنده عهده‌دار مکاتبات: riahi@iust.ac.ir



موجک بدست آمده از ۵ مرحله تجزیه سیگنال ارتعاش به روش تبدیل گسسته موجک و پایش این ضرایب برای تشخیص کاویتاسیون استفاده شده است. در مرجع [۸] با کمک ویژگی‌های آماری استخراج شده از سیگنال ارتعاش در حوزه‌های زمان، فرکانس و زمان-فرکانس به بررسی توسعه کاویتاسیون در پمپ‌های گریز از مرکز پرداخته شده است، آن‌ها نشان دادند که از تبدیل موجک در فرکانس‌های پایین می‌توان برای شناسایی آغاز کاویتاسیون و از فرکانس‌های بالا برای تشخیص توسعه آن استفاده نمود.

به منظور استفاده از سیگنال الکتریکی الکتروموتور متصل به پمپ برای تشخیص کاویتاسیون در مرجع [۹] از ویژگی مجموع میانگین انرژی نویز در دو بازه فرکانسی بالاتر (۹۵-۶۵ هرتز) و پایین‌تر (۵۵-۳۵ هرتز) از فرکانس تغذیه (۶۰ هرتز) در طیف فرکانسی سیگنال جریان موتور و در مرجع [۱۰] به منظور کاهش حساسیت روش تشخیص عیب کاویتاسیون نسبت به تغییرات منبع تغذیه و تغییرات بار مکانیکی موتور، از یک روش مبتنی بر مدل و براساس تولید مانده از اختلاف بین سیگنال جریان الکتریکی اندازه‌گیری شده و پیش بینی شده توسط مدل برای این منظور استفاده شده است. همچنین در مرجع [۱۱] با توجه به اینکه کاویتاسیون سبب نوسان سرعت لحظه‌ای موتور می‌گردد، نشان داده شده است که از ویژگی افزایش دامنه هارمونیک سوم فرکانس سرعت گردش در طیف فرکانسی سرعت زاویه‌ای لحظه‌ای می‌توان برای تشخیص کاویتاسیون استفاده نمود.

به منظور افزایش دقت و سرعت در پایش وضعیت از یک سیستم هوشمند جهت تصمیم‌گیری استفاده می‌گردد، این سیستم‌ها با کمک داده‌های اولیه آموزش دیده و می‌توانند با دقت مناسبی وقوع خرابی را در مراحل اولیه شناسایی نمایند. بسیاری از این سیستم‌های هوشمند شامل الگوریتم‌هایی هستند که از طبیعت یا بدن انسان الهام گرفته شده‌اند مانند: کلونی مورچه‌ها، شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک و غیره. به عنوان مثال در مرجع [۱۲] با استفاده از آنالیز ارتعاشی و روش ترکیبی تبدیل فوریه سریع و شبکه عصبی فازی به شناسایی عیوب در پمپ‌های گریز از مرکز پرداخت. وی نشان داد که به کمک این روش می‌توان عیوب پمپ را با دقت ۹۰/۶۷٪ شناسایی نمود. در مرجع [۱۳] یک الگوریتم اعطاف پذیر برای دسته‌بندی وضعیت پمپ‌های گریز از مرکز بر اساس ماشین بردار پشتیبانی^۳ با پارامترهای

و قابلیت تفکیک پذیری عیب، استفاده از سیگنال فشار بجای سیگنال ارتعاش پیشنهاد شده است. بطور مشابه در مرجع [۲] ویژگی کاهش فرکانس گذر پروانه در طیف فرکانسی سیگنال فشار دینامیک ورودی پمپ برای تشخیص کاویتاسیون پیشنهاد شده است.

علاوه بر متغیرهایی که بطور مستقیم به عملکرد هیدرولیکی پمپ وابسته اند، متغیرهای دیگری نظیر ارتعاش، انتشار صوتی، جریان الکتریکی موتور متصل به پمپ، سرعت زاویه‌ای شفت و گشتاور بار نیز برای شناسایی کاویتاسیون بکار رفته‌اند. بطور کلی در بسیاری از این روش‌ها با استفاده از تحلیل فرکانسی این سیگنال‌ها و جستجو مؤلفه‌های مشخص فرکانسی که با وقوع کاویتاسیون ارتباط دارند، شناسایی این عیب انجام گرفته است. به عنوان مثال در مرجع [۳ و ۴] استفاده از میکروفون و اندازه‌گیری سیگنال صوتی در محدوده شنوایی (تا ۲۰ کیلوهرتز) برای این منظور پیشنهاد شده است. در این مرجع نشان داده شده با توجه به اینکه سطح کلی نویز پمپ در شرایط کاویتاسیون تقریباً ۳ db بیشتر از سطح کلی نویز قبل از وقوع کاویتاسیون در تمام نقاط کاری پمپ می‌باشد، می‌توان در صورت عدم وجود نویز محیطی تنها با اندازه‌گیری سطح کلی نویز صوتی پمپ کاویتاسیون را تشخیص داد. در واقع نقطه ضعف اصلی روش‌های صوتی، وجود نویزهای صوتی دیگر تجهیزات در محیط‌های صنعتی می‌باشد، که کاربرد این روش را در عمل محدود می‌سازد. برای کاهش ضعف این روش، در مرجع فوق ویژگی دیگری یعنی کاهش مؤلفه فرکانسی برابر با نصف فرکانس گذر پروانه در طیف فرکانسی سیگنال صوتی پیشنهاد شده است که این ویژگی کمتر از نویزهای محیطی تأثیر می‌پذیرد.

در برخی از مطالعات از سیگنال ارتعاش نیز برای تشخیص کاویتاسیون استفاده شده است، در مرجع [۵] آنالیز در حوزه زمان سیگنال ارتعاش استفاده شده است. در این مرجع نشان داده شده که مقدار مؤثر^۱ سیگنال که نشان دهنده میزان انرژی سیگنال است در شرایط عادی و در زمان کاویتاسیون تقریباً ثابت می‌باشد؛ اما مقدار بیشینه دامنه سیگنال افزایش می‌یابد، بنابراین از نسبت بیشینه دامنه به مقدار مؤثر^۲ برای تشخیص کاویتاسیون استفاده شده است، همچنین در مرجع [۶] از ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال ارتعاش در حوزه زمان و فرکانس به عنوان ورودی یک شبکه عصبی چند لایه برای این منظور استفاده شده است. در مرجع [۷] از میانگین ضرایب

1 Root Mean Square (RMS)

2 Crest factor

3 Support-Vector Machine (SVM)

۲- پدیده کاویتاسیون و اثرات آن

یکی از مهمترین پدیده‌هایی که باید از وقوع آن در پمپ‌های گریز از مرکز جلوگیری نمود کاویتاسیون یا حباب‌زایی می‌باشد. این پدیده موجب می‌گردد تا بخشی از انرژی پمپ صرف جابجایی و افزایش فشار گازها شده و در نتیجه کاهش بازدهی پمپ و ایجاد آسیب‌های مختلفی در پمپ می‌گردد. در پمپ‌های گریز از مرکز کاویتاسیون به یک فرایند دینامیک اطلاق می‌گردد که شامل تشکیل حباب درون سیال، رشد آنها و در نهایت ترکیدن آنها می‌باشد. حباب‌های تشکیل شده در درون مایع بر دو نوع می‌باشد: حباب‌های بخار و حباب‌های هوا [۱۷].

حباب‌های بخار بر اثر تبخیر بخشی از سیال تشکیل می‌شوند. هنگامی که فشار سیال از فشار بخار سیال در آن دما کمتر باشد، سیال تبخیر شده و پدیده کاویتاسیون در داخل سیال به شکل حباب‌هایی ظاهر می‌گردد. این پدیده در پمپ‌های گریز از مرکز زمانی رخ می‌دهد که میزان فشار سیال در ورودی چشمه پروانه از میزان فشار مکش خالص مثبت مورد نیاز^۱ پمپ کمتر باشد. میزان هد سیال در ورودی از رابطه (۱) محاسبه می‌گردد.

$$H = h_s + \frac{P_a - P_v}{\gamma} \quad (1)$$

$$h_s = \frac{P_s}{\gamma} + Z_s - h_{es} \quad (2)$$

که در آن:

h_s هد مکش، P_a فشار اتمسفر و P_v فشار تبخیر سیال، P_s فشار در مخزن اولیه، Z_s ارتفاع سیال و h_{es} میزان افت فشار در لوله و اتصالات می‌باشد.

میزان هد فشار مکش خالص مثبت مورد نیاز پمپ که از رابطه (۳) محاسبه می‌گردد باید از مقدار هد سیال در ورودی بیشتر باشد.

$$NPHSR = h_{fi} + \frac{V_1^2}{2g} + \frac{\alpha V_{r1}^2}{2g} \quad (3)$$

که در آن:

h_{fi} هد فشار سیال در نقطه ورود به پروانه، V_1^2 سرعت مطلق سیال بر روی پره، V_{r1}^2 سرعت نسبی بین سیال و پره α یک فاکتور است که به پمپ بستگی دارد.

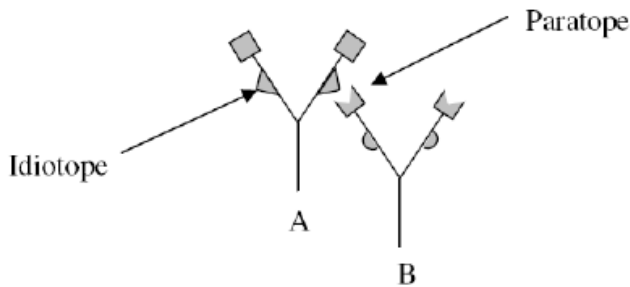
اگر هد فشاری سیال در ورودی پمپ از میزان هد فشاری مورد نیاز کمتر باشد، با توجه به هندسه پره سرعت سیالی که در قسمت

بهینه‌سازی بیش از حد و شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه نمودند. آنها دسته بندی بردار حامی برای شش مورد شامل جریان، دما، فشار مکش، فشار تخلیه، سرعت و ارتعاشات، را به دو روش الگوریتم ژنتیک و ذرات پراکنده جهت افزایش دقت مورد توجه قرار دادند. در مرجع [۱۴] با استفاده از روش ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک به شناسایی هوشمند عیوب یک پمپ گریز از مرکز پرداختند، آنها موفق شدند با استفاده از تجزیه موجک دوبشی و شبکه عصبی پرسپترون دولایه عیوب پمپ را با کارایی ۹۶٪ شناسایی نمایند.

یکی از روش‌هایی که از بدن انسان الهام گرفته و در چند سال اخیر برای مسائل بهینه‌سازی مورد استفاده قرار گرفته، الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی می‌باشد. این الگوریتم از سیستم‌های ایمنی بدن انسان که قابلیت شناسایی انواع میکروب‌ها و تفکیک آن‌ها از سلول‌های بدن را دارد الگوبرداری شده و نتایج بدست آمده نشان دهنده توانایی مناسب این الگوریتم در مسأله عیب یابی می‌باشد به عنوان مثال در مرجع [۱۵] یک الگوریتم جدید با استفاده از سازوکار سلول‌های کشنده طبیعی برای تشخیص خرابی پیشنهاد شده است، این روش پیشنهادی با سایر روش‌های عیب‌یابی مقایسه شده و نتایج نشان داد که این روش نرخ بهتری در تشخیص خرابی داشته و تعداد اخطارهای اشتباه آن کمتر می‌باشد. در مرجع [۱۶] از روش منطق فازی بر اساس الگوریتم انتخاب منفی و دسته‌بندی مشارکتی برای عیب یابی در یک موتور DC استفاده شده است. فرایند انتخاب منفی بر اساس شباهت بین آنتی‌ژن و سلول T با سازوکار فازی تعریف گردید که این امر موجب ایجاد تشخیص دهنده‌های بهتر و بهبود روش تصمیم‌گیری گردید.

می‌توان از داده‌های مربوط به سیگنال‌های جریان موتور، ارتعاش، صوت و فشار جهت پایش وضعیت پمپ و تشخیص کاویتاسیون استفاده نمود، در سال‌های اخیر به منظور افزایش دقت در پایش وضعیت به کمک حسگرها، از روش ادغام داده‌های چند حسگر استفاده شده است. ادغام می‌تواند در سطح داده‌های اولیه، سطح ویژگی و یا در سطح تصمیم انجام شود که هر کدام ویژگی‌ها و معایب خود را دارا می‌باشند. در این مطالعه با استفاده از داده‌های حسگر ارتعاش و جریان موتور و ادغام داده‌ها در سطح ویژگی به استخراج ویژگی‌های مناسب جهت شناسایی کاویتاسیون پرداخته شده و در نهایت از الگوریتم شبکه ایمنی مصنوعی جهت تعیین وضعیت یک پمپ گریز از مرکز چند مرحله‌ای استفاده شده است.

1 Net Positive Suction Head (NPSHR)



شکل ۱: ساختار یک آنتی بادی بر اساس تئوری شبکه ایمنی [۱۸]
Fig.1: Structure of Antibody base on Immune net theory

می‌باشد که می‌توان از آن در مسائل بهینه‌سازی و تشخیص الگو استفاده نمود، که در سال‌های اخیر در مسائل مهندسی به آن توجه شده است. این الگوریتم از سیستم ایمنی بدن الهام گرفته شده و مدل‌های مختلفی بر این اساس برای آن پیشنهاد شده است، برخی از این مدل‌ها عبارتند از: الگوریتم انتخاب منفی، الگوریتم انتخاب کلونال، الگوریتم شبکه ایمنی و غیره .

الگوریتم شبکه ایمنی بر اساس تئوری شبکه ایمنی ایجاد شده است. در این تئوری، که توسط جرن^۲ در سال ۱۹۷۴ [۱۸] پیشنهاد شد، سیستم ایمنی، سیستمی پویا در نظر گرفته شده است. تئوری شبکه ایمنی (شبکه ایدیوتیپیک) پیشنهاد می‌کند که سیستم ایمنی حتی در غیاب محرک دارای رفتاری پویا است. جرن این فرضیه را مطرح نمود که در سیستم ایمنی، هر مولکول آنتی بادی می‌تواند توسط مجموعه‌ای از مولکول‌های آنتی بادی دیگر تشخیص داده شود. برای توضیح این مسأله، جرن فرض کرد که هر آنتی بادی شامل دو ناحیه به نام‌های پاراتوپ و ایدئوتوپ است (شکل ۱). این مناطق لزوماً دارای فرم یکسانی نیستند اما ایدئوتوپ باید الگویی را که توسط آنتی‌ژن بیان می‌شود داشته باشد. بنابراین یک آنتی بادی با اتصال پاراتوپش با ایدئوتوپ مکملش روی یک آنتی بادی دیگر تحریک می‌شود. تحریکی که بر اثر این اتصال به وجود می‌آید باعث تکثیر آنتی بادی می‌شود و فرزندان با پذیرنده مشابه وجود می‌آیند و در صورتی که سلول‌های والد بمیرند، اطلاعات آنها از بین نمی‌رود. برعکس این مسأله هم صادق می‌باشد، یعنی در صورتی که آنتی بادی از طریق ایدیوتوپش با آنتی بادی دیگری متصل شود، سرکوب با تحریک منفی میشود. بنابراین بر اساس این تئوری، به سیستم ایمنی مانند یک شبکه به هم متصل از سلول‌ها نگریسته می‌شود که یکدیگر

ابتدایی و در مجاورت پره قرار دارد پیوسته افزایش یافته و در نتیجه در یک نقطه میزان فشار استاتیک آن به زیر فشار بخار سیال می‌رسد و در نتیجه سیال تبخیر شده و به صورت حباب‌هایی در سیال ظاهر می‌شود. حضور این حباب‌ها موجب ایجاد یک سیال دو فاز در درون پمپ شده و در نتیجه بازدهی پمپ و دبی خروجی آن کاهش می‌یابد. همچنین در نزدیکی خروجی پمپ که میزان فشار سیال افزایش می‌یابد، بخشی از حباب‌ها در اثر فشار سیال ترکیده و باعث ایجاد صدا و ارتعاش به ویژه در محل خروجی شده که موجب آسیب به پمپ می‌گردد. این نوع کاویتاسیون می‌تواند بر اثر عوامل مختلفی ایجاد شود که عبارتند از:

- افت فشار در بخش ورودی
- افزایش دمای مایع
- افزایش سرعت سیال در ورودی پمپ
- کاهش دبی در ورودی پمپ
- شرایط نامناسب جریان به دلیل مسدود شدن مسیر یا زانویی تیز در مسیر مکش

حباب‌های گاز به دلیل حضور گازهای حل نشده (که معمولاً هوا می‌باشد) در سیالی که پمپ می‌شود بوجود می‌آید و به آن کاویتاسیون گازی گفته می‌شود. در این حالت کاویتاسیون بر اثر ایجاد و ترکیدن حباب‌های حاصل از گاز به وقوع می‌پیوندد. علت تشکیل این حباب‌ها کاهش فشار استاتیک محلی به فشار اشباع گاز می‌باشد.

کاویتاسیون گازی زمانی رخ می‌دهد که یک گاز همراه با مایع به پمپ گریز از مرکز وارد گردد، اگر میزان گاز همراه با مایع کمتر از ۰/۵٪ حجم کل باشد پمپ می‌تواند بدون هیچ مشکلی به کار خود ادامه دهد، اما اگر میزان گاز تا ۶٪ برسد در این صورت کاویتاسیون در پمپ رخ خواهد داد. این پدیده موجب آسیب در پروانه و بدنه شده و موجب کاهش ظرفیت هد سیال خروجی می‌گردد.

هر دو نوع کاویتاسیون اثرات و نشانه‌های مشابهی دارند و تفاوت آنها در محل تشکیل حباب‌ها و عامل آن می‌باشد، لذا از هر دو روش می‌توان جهت ایجاد کاویتاسیون در پمپ و بررسی و شناسایی آن استفاده نمود.

۳- تئوری شبکه ایمنی و شبکه ایمنی مصنوعی

روش ایمنی مصنوعی یک از انواع الگوریتم یادگیری ماشینی

- ۱- مقدار دهی اولیه: ایجاد شبکه با استفاده از تعدادی سلول های تصادفی
- ۲- برای هر آنتی ژن:
 - ۱-۲- محاسبه میل ترکیبی آنتی بادی های شبکه با آنتی ژن.
 - ۲-۲- محاسبه میل ترکیبی آنتی بادی های شبکه با یکدیگر.
 - ۲-۲- افزودن سلول های جدید و حذف تعدادی از سلول های شبکه.
 - ۴-۲- محاسبه میزان تحریک هر یک از سلول های شبکه
 - ۵-۲- تغییر ساختار شبکه با توجه به میزان تحریک هر یک از سلول های شبکه.
- ۳- مرحله ۲ تا برقراری شرط خاتمه تکرار می شود.

شکل ۲: الگوریتم کلی شبکه ایمنی مصنوعی

Fig.2: General algorithm for artificial immune network

آنتی بادی توسط آنتی ژن است. به دلیل هزینه محاسباتی بالایی که این رابطه دارد، الگوریتم های مختلفی که برای شبکه ایمنی مصنوعی ارائه شده است از نسخه های ساده شده این رابطه استفاده می کنند. الگوریتم شبکه ایمنی مصنوعی را می توان بصورت شکل ۲ تعریف نمود.

۴- داده برداری تجربی

برای ایجاد کاویتاسیون در یک پمپ به صورت آزمایشگاهی لازم است تا میزان هد فشار ورودی را کاهش داد، با توجه به رابطه (۲) برای این منظور از دو روش می توان استفاده نمود. روش اول کاهش فشار در مخزن ورودی به کمک یک پمپ خلاء و روش دوم افزایش میزان تلفات هد فشار در لوله ها و اتصالات می باشد. این تلفات شامل تلفات ناشی از اصطکاک لوله ها و تلفات زانویی ها و شیرها می باشد. از آنجا که میزان افت فشار در یک شیر به میزان باز یا بسته بود آن بستگی دارد می توان با کمک یک شیر قبل از ورودی پمپ میزان هد فشاری سیال را تغییر داده و موجب ایجاد کاویتاسیون در آن گردید. همچنین می توان از کاویتاسیون گازی برای بررسی اثر این پدیده و شناسایی آن استفاده نمود، برای این منظور می توان یک شیر اضافی در مسیر لوله ورودی تعبیه نمود و با باز کردن آن در هنگام کار کردن پمپ هوا را به درون سیال و پمپ تزریق نمود.

در این مطالعه از روش اول جهت ایجاد کاویتاسیون و بررسی اثرات آن استفاده گردیده است. برای این منظور یک شیر در محل خروجی مخزن اصلی قرار داده شده است که بستن آن موجب افت فشار ورودی سیال و ایجاد کاویتاسیون می شود (شکل ۳). این امر با بستن شیر در

را تحریک و سرکوب می کنند تا حافظه ایمنی ایجاد نمایند. این امر موجب پویایی سیستم ایمنی در غیاب عوامل خارجی می شود. اگرچه این تئوری را برخی از ایمنی شناسان رد کرده اند؛ اما با توجه به اینکه مدل محاسباتی ارائه شده بر مبنای این روش کارایی مناسبی دارد؛ از این تئوری در سیستم های ایمنی مصنوعی مختلفی [۱۹] استفاده شده است.

شبکه ایمنی مصنوعی یک مدل محاسباتی الهام گرفته شده از محیط زیست است که از ایده ها و مفاهیم تئوری شبکه ایمنی که ارتباط بین سلول های B (تحریک و سرکوب یکدیگر)، تکثیر و جهش است، استفاده می کنند. در یک شبکه ایمنی مصنوعی، برای آنتی بادی بجز میل ترکیبی با آنتی ژن معیارهای دیگری نیز وجود دارد. معیار ارزیابی اصلی در شبکه ایمنی مصنوعی میزان تحریک شدن آنتی بادی بر مبنای میل ترکیبی آنتی بادی با آنتی ژن، میل ترکیبی آنتی بادی با آنتی بادی های دیگر و میل ترکیبی سایر آنتی بادی ها با آنتی بادی مورد نظر محاسبه می شود. در صورتی که یک آنتی بادی، آنتی بادی دیگری یا آنتی ژن را شناسایی کند، تحریک می شود؛ اما از طرف دیگر شناسایی شدن یک آنتی بادی دیگر تأثیر باز دارندگی بر روی آن دارد. میزان تحریک یک آنتی بادی بطور کلی از رابطه زیر بدست می آید [۲۰]:

$$S = N_{st} - N_{sup} + A_g \quad (4)$$

که در آن N_{st} میزان تحریک شدن آنتی بادی توسط شبکه، N_{sup} میزان بازدارندگی شبکه ای آنتی بادی و A_g میزان تحریک



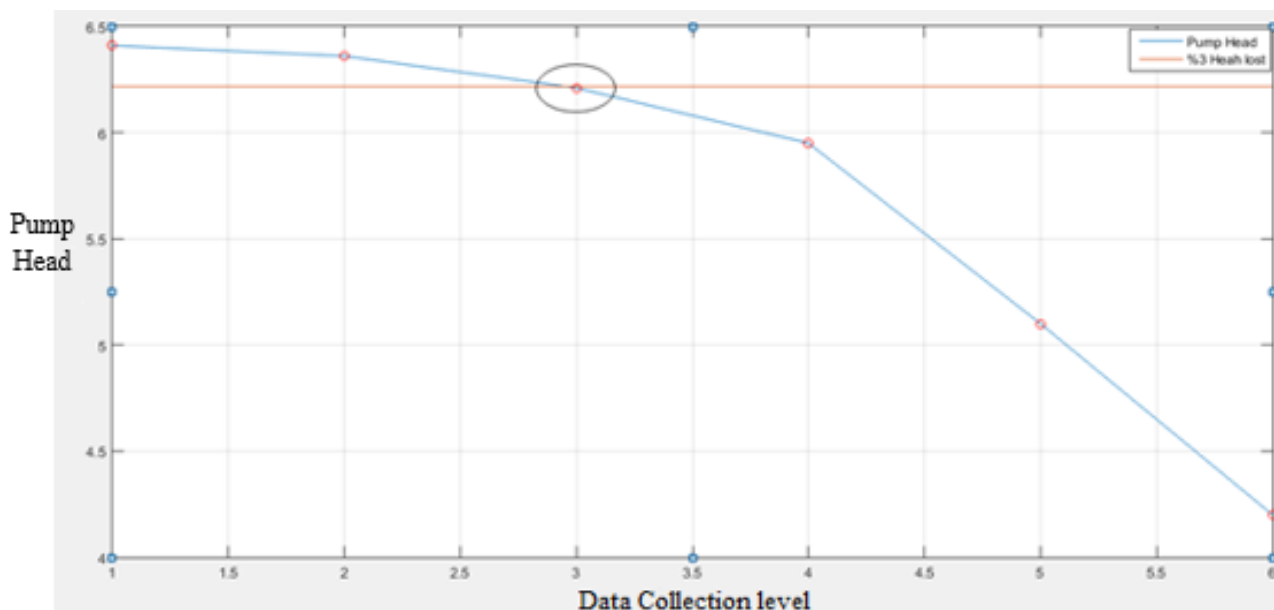
شکل ۳: شیر استفاده شده در مسیر ورودی
Fig.3: Applied valve in the input path



شکل ۴: مجموعه آزمایشی استفاده شده
Fig.4: Experimental setup

به منظور بررسی و شناسایی پدیده کاویتاسیون در مجموعه آزمایشی، داده‌های مربوط به جریان موتور، ارتعاشات پمپ (در نزدیکی خروجی)، فشار و دبی پمپ با کمک حسگرهای مختلف بصورت هم‌زمان ثبت گردید. نرخ داده برداری برای ارتعاش و جریان ۱۰ کیلوهرتز در نظر گرفته شد تا بتوان فرکانس‌های بالا را نیز با دقت مناسب مورد بررسی قرار داد همچنین به منظور جلوگیری از پدیده آلیاژینگ یک فیلتر آنتی آلیاژینگ با فرکانس عبور ۴ کیلوهرتز جهت حذف فرکانس‌های بالا و تقویت فرکانس‌های پایین استفاده گردید. این داده‌ها به کمک کارت DAQ ۱۷۱۱ که ساخت شرکت Advantech است جمع‌آوری شده و به یک کامپیوتر منتقل گردید. سپس به کمک یک برنامه کامپیوتری سیگنال اولیه به صورت پیوسته نمایش داده شده و ذخیره گردید. مجموعه آزمایشی کلی استفاده شده برای این مطالعه در شکل ۴ نشان داده شده است.

مرحله انجام می‌گردد، مرحله اول مربوط به شرایط نرمال پمپ بوده و شیر ورودی بصورت کاملاً باز می‌باشد، در دو مرحله بعد شیر خروجی به صورت تدریجی بسته شده، در این دو مرحله با وجود ثابت بودن میزان دبی خروجی (سرعت سیال) سایر پارامترهای عملکردی موتور و پمپ مانند هد خروجی و جریان موتور دچار تغییراتی شده که به ویژه در مرحله سوم نشان دهنده شروع فرآیند کاویتاسیون حاصل از مکش در پمپ می‌باشد، در مرحله چهارم اثرات کاویتاسیون بر روی ارتعاشات، جریان موتور و پارامترهای عملکردی پمپ به صورت واضح مشاهده می‌شود. در دو مرحله بعدی میزان دبی کاهش یافته و هد خروجی به صورت قابل توجهی افت می‌نماید که نشان دهنده توسعه کاویتاسیون و افزایش درصد هوای موجود در سیستم می‌باشد. در مرحله آخر حباب‌های هوا در بخش شفاف لوله مشاهده می‌شود که نشان دهنده توسعه کامل کاویتاسیون در پمپ می‌باشد.



شکل ۵: هد خروجی پمپ برای مراحل مختلف داده برداری
Fig.5: Output head of pump for various data-processing steps

جدول ۱: ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌ها

Table 1: Extracted features from signals

حوزه	داده آماری
زمان، فرکانس و زمان-فرکانس	مقدار مؤثر
زمان و فرکانس	قله
زمان و فرکانس	crest factor
زمان و فرکانس	k-factor
زمان و فرکانس	میانگین
زمان و فرکانس	انحراف معیار
زمان، فرکانس و زمان-فرکانس	Skewness
زمان، فرکانس و زمان-فرکانس	Kurtosis
زمان، فرکانس و زمان-فرکانس	آنتروپی شنون

۵-۱- انتخاب ویژگی و دسته‌بندی داده‌ها

در این مطالعه در ابتدا ۲۶ ویژگی مختلف از سیگنال‌های ارتعاش و جریان در سه حوزه زمان، فرکانس و زمان-فرکانس مطابق جدول ۱ استخراج گردید، پس از استخراج این ویژگی‌ها با توجه به بالا بودن تعداد آن‌ها و کم اهمیت بودن برخی از آنها و همچنین به منظور کاهش حجم محاسبات و زمان مورد نیاز برای تحلیل لازم بود تا

۵- تحلیل نتایج

پس از جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز به کمک حسگرها از حالت‌های مختلف، لازم بود تا ابتدا، مرحله شروع پدیده کاویتاسیون و توسعه آن تعیین گردد که برای این منظور از داده‌های حسگر ارتعاش استفاده گردید. همانطور که در بخش قبل اشاره گردید، با شروع کاویتاسیون ویژگی‌های عملکردی پمپ تغییر می‌یابد در این مطالعه ۳ درصد افت در هد خروجی پمپ به عنوان نشانه شروع کاویتاسیون و افت شدید هد خروجی به عنوان نشانه توسعه در نظر گرفته شده است. نمودار هد خروجی پمپ بر حسب مراحل مختلف داده برداری در شکل ۵ مشاهده می‌شود.

همانطور که در شکل ۵ مشاهده می‌شود، در مرحله سوم میزان هد خروجی پمپ حدود ۳ درصد نسبت به حالت نرمال پمپ (مرحله اول) کاهش یافته است و نشان دهنده شروع کاویتاسیون می‌باشد همچنین در مرحله پنجم میزان هد مقدار قابل توجهی کاهش یافته است که نشان دهنده توسعه کاویتاسیون می‌باشد.

در مرحله بعد لازم است تا ویژگی‌های مختلف از سیگنال‌های ارتعاش و جریان استخراج شده و سپس به کمک روش‌های مختلف دسته‌بندی و شناسایی وضعیت سیستم صورت پذیرد. لذا در ادامه به توضیح تحلیل‌های انجام شده بر روی داده پرداخته می‌شود.

جدول ۲: خطا و فاصله برای تعداد ویژگی‌های مختلف انتخابی با روش سیستم ایمنی مصنوعی

Table 2: Error and distance for the number of different features selected with the AIS method

تعداد ویژگی	ویژگی انتخاب شده	میانگین فاصله با داده‌های آموزش	میانگین فاصله با داده‌های تست	درصد خطای تشخیص
۱	۲۳	۰/۰۰۴۱	۰/۱۳۶۷	۱۱/۱
۲	۱ و ۲۳	۰/۰۰۲۴	۰/۰۶۹۰	۷/۷۷
۳	۲۳ و ۵	۰/۰۰۲۰	۰/۰۴۶۲	۷
۴	۲۳ و ۵ و ۶	۰/۰۰۱۶	۰/۰۳۴۹	۱۳/۳۴
۵	۲۳ و ۵ و ۶ و ۱۲	۰/۰۰۱۴	۰/۰۲۸۱	۱۴/۴۴
۶	۲۳ و ۵ و ۶ و ۱۲ و ۹	۰/۰۰۱۴	۰/۰۲۳۴	۱۳/۳۴
۷	۲۳ و ۵ و ۶ و ۱۲ و ۹ و ۲۵	۰/۰۰۱۳	۰/۰۲۰۴	۱۶/۶۶

جدول ۳: خطا و فاصله برای انتخاب تعداد ویژگی از نتایج تحلیل مؤلفه‌های اصلی

Table 3: Error and distance for the number of different features selected with the PCA method

تعداد ویژگی	ویژگی انتخاب شده	میانگین فاصله با داده‌های آموزش	میانگین فاصله با داده‌های تست	درصد خطای تشخیص
۱	۱	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۴۴	۶۵/۵۵
۲	۲ و ۱	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۳۵	۳۸/۸۸
۳	۳ و ۲ و ۱	۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۴۶	۳۵/۵۵
۴	۴ و ۳ و ۲ و ۱	۰/۰۲۲۶	۰/۰۱۹۶	۶۰
۵	۵ و ۴ و ۳ و ۲ و ۱	۰/۰۲۲۱	۰/۰۲۱۵	۷۰
۶	۶ و ۵ و ۴ و ۳ و ۲ و ۱	۰/۰۱۸۹	۰/۰۱۸۷	۶۸
۷	۷ و ۶ و ۵ و ۴ و ۳ و ۲ و ۱	۰/۰۱۹۴	۰/۰۱۹۴	۷۲

منظور لازم است تا میزان خطای ناشی از انتخاب هر گروه از ویژگی‌ها برای دسته‌بندی داده‌ها کمینه گردد. در این تحقیق از الگوریتم شبکه ایمنی مصنوعی جهت تعیین ویژگی‌های مناسب استفاده شده است، که لازم است تا فاصله آنتی بادی حافظه ساخته شده با داده‌ها حداقل گردد، که این امر موجب می‌شود تا دقت دسته‌بندی حداکثر گردد. برای این منظور برای هر یک از ترکیب‌های مختلف ویژگی‌های آنتی بادی‌های با ابعاد تعداد ویژگی مورد نظر بصورت تصادفی ایجاد شده و سپس فاصله اقلیدسی این آنتی بادی‌ها با آنتی ژن‌ها (داده‌ها) محاسبه شده و سپس آنتی بادی‌ها تکثیر شده و دچار جهش می‌شوند، سپس فاصله آنتی بادی‌های جدید با آنتی ژن‌های محاسبه شده و آنتی بادی‌های بهتر جایگزین آنتی بادی‌های قبلی شده و چند آنتی بادی نیز به صورت تصادفی به آنها اضافه می‌گردد تا احتمال قرار گرفتن در حداقل‌های محلی کاهش یابد، در نهایت چند آنتی بادی با کمترین

ابعاد مسئله (تعداد ویژگی‌ها) کاهش یابد. برای این منظور روش‌های مختلفی مانند روش فاصله‌ای توسعه یافته^۱، تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۲ و الگوریتم‌های ابتکاری برای کاهش ابعاد و انتخاب ویژگی‌های مناسب مورد استفاده قرار می‌گیرد. روش مؤلفه‌های اصلی یکی از روش‌های توانمند و پرکاربرد برای کاهش ابعاد می‌باشد ولی نتایج آن به صورت ترکیب خطی از کلیه ویژگی‌های اولیه می‌باشد و در نتیجه نمی‌توان به کمک آن به طور مستقل در مورد تأثیر هر یک از ویژگی‌ها صحبت نمود. برای این منظور در این مطالعه از الگوریتم‌های ابتکاری جهت تعیین ویژگی‌های مناسب استفاده گردید.

الگوریتم‌های مختلفی مانند کلونی مورچه‌ها، ذرات تجمعی و غیره برای مسائل بهینه‌سازی مانند این قابل استفاده می‌باشند، برای این

- 1 Improved Distance Evaluated (IDE)
- 2 Principal Component Analysis (PCA)

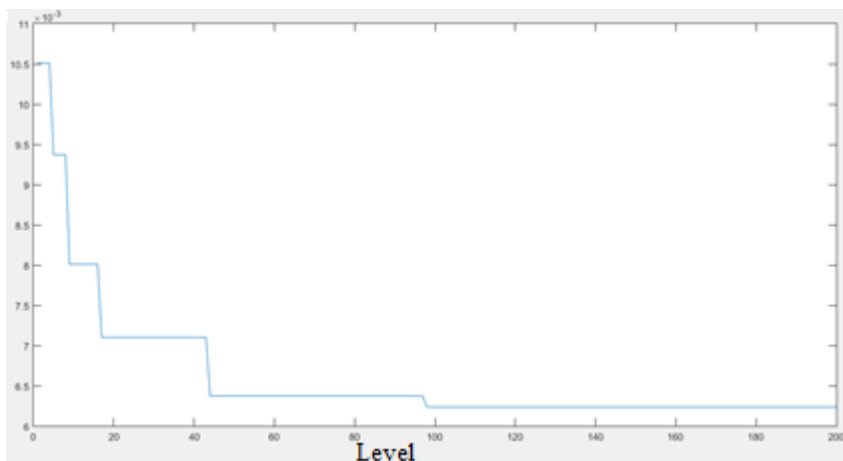
دامنه تغییرات هر یک از ویژگی‌ها برای رفع این مشکل پیش از شروع محاسبات، کلیه ویژگی‌ها بین صفر تا یک نرمال شده‌اند.

همانطور که در شکل ۷ مشاهده می‌شود با افزایش تعداد ویژگی‌ها تا ۴، میزان فاصله بصورت قابل توجهی به ویژه برای بخش آزمون کاهش می‌یابد، ولی با افزایش بیشتر تعداد ویژگی‌ها میزان کاهش فاصله قابل توجه نمی‌باشد. همچنین میزان خطا در شناسایی صحیح دسته داده‌ها برای سه ویژگی بهترین حالت را دارا می‌باشد، لذا با توجه به حجم محاسبات و میزان خطا، از ۳ ویژگی اول برای بخش دسته‌بندی داده‌ها استفاده شده است. این سه ویژگی عبارتند از: ویژگی‌های ۲۳ (مقدار مؤثر جریان)، ۹ (آنتروپی ارتعاش)، ۶ (انحراف معیار ارتعاش). همچنین نتایج برای انتخاب تعداد مختلف ویژگی تحلیل مؤلفه‌های اصلی نشان داده شده است. نتایج مربوط به سه

فاصله به عنوان سلول‌های حافظه ذخیره می‌گردند. در هر مرحله لازم است تا تعداد آنتی بادی‌ها از تعداد مشخصی بیشتر نگردد به منظور بررسی صحت نتایج ۷۵ درصد داده‌ها جهت آموزش و ۲۵ درصد آن جهت تست استفاده شده است. نحوه تغییرات فاصله برای یکی از سلول‌های حافظه با چهار ویژگی در شکل ۶ نشان داده شده است.

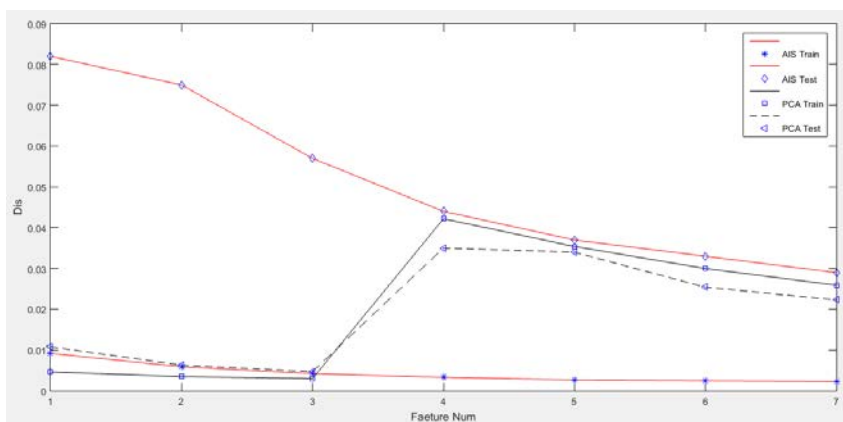
همانطور که در شکل ۶ مشاهده می‌شود، میزان تغییرات در مراحل اولیه زیاد بوده و به تدریج کاهش می‌یابد، این تغییرات در مراحل نهایی بسیار اندک می‌باشد که نشان دهنده کافی بودن تعداد تکرار می‌باشد.

این فرایند در هفت مرحله برای ترکیب‌های مختلف از یک تا هفت ویژگی انجام گرفت، تغییرات حداقل فاصله برای بهترین ترکیب در هر مرحله در شکل ۷ نشان داده شده است. البته با توجه به متفاوت بودن



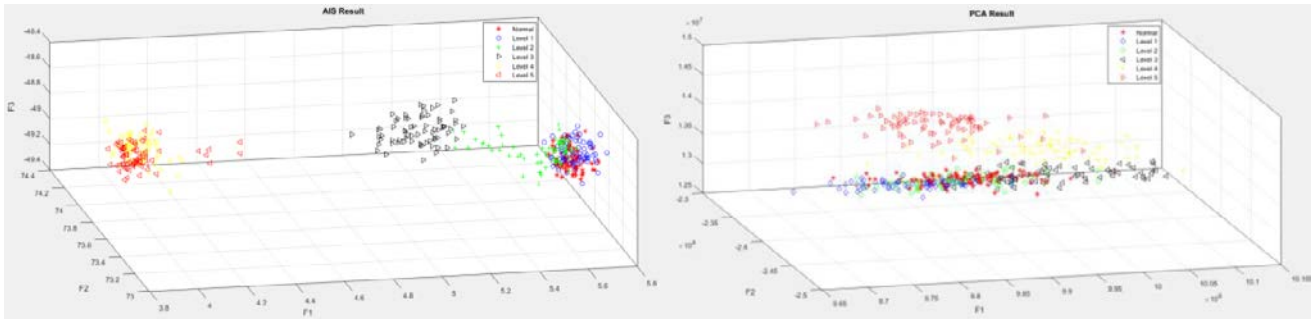
شکل ۶: تغییرات فاصله برای سلول حافظه در ۲۰۰ تکرار

Fig.6: Distance changes for memory cells in 200 replicates



شکل ۷: خطای بهترین ترکیب برای تعداد مختلف ویژگی حاصل از روش سیستم ایمنی مصنوعی و تحلیل مؤلفه‌های اصلی

Fig.7: The error of best combination for the different number of features obtained by the AIS and PCA method



شکل ۸: نمایش ویژگی انتخابی مربوط به روش پیشنهادی و تحلیل مؤلفه‌های اصلی
Fig.8: Display of the selected feature of the proposed method and PCA

جدول ۴: نتایج شناسایی وضعیت سیستم با روش‌های مختلف

Table 4: Results of system condition identification by different methods

روش دسته‌بندی	درصد خطای تشخیص داده‌های آموزش برای ویژگی‌های اصلی AIS	درصد خطای تشخیص داده‌های آموزش برای ویژگی‌های اصلی	درصد خطای تشخیص داده‌های تست برای ویژگی‌های اصلی	درصد خطای تشخیص داده‌های تست برای ویژگی‌های اصلی
ماشین بردار پشتیبانی غیر خطی	۳	۴/۳۳	۲۳/۳۳	۲۳/۳۳
K-means	۳۶	۴۶/۷	۴۸/۹	۶۳/۳۳
C-Means فازی	۳۷	۴۹/۶۶	۴۱/۱۱	۵۳/۳۳
شبکه ایمنی مصنوعی	۵/۵	۴۲/۶۶	۶/۸	۳۵/۵۵
شبکه عصبی چندلایه	۷/۳۵	۱۰/۶۶	۸/۴۷	۱۱/۸۶

از ویژگی‌های حاصل از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌باشد و برای داده‌های ناحیه تست نیز بهترین جواب برای روش شبکه ایمنی مصنوعی حاصل شده است.

۵-۲- صحت‌سنجی روش ایمنی مصنوعی

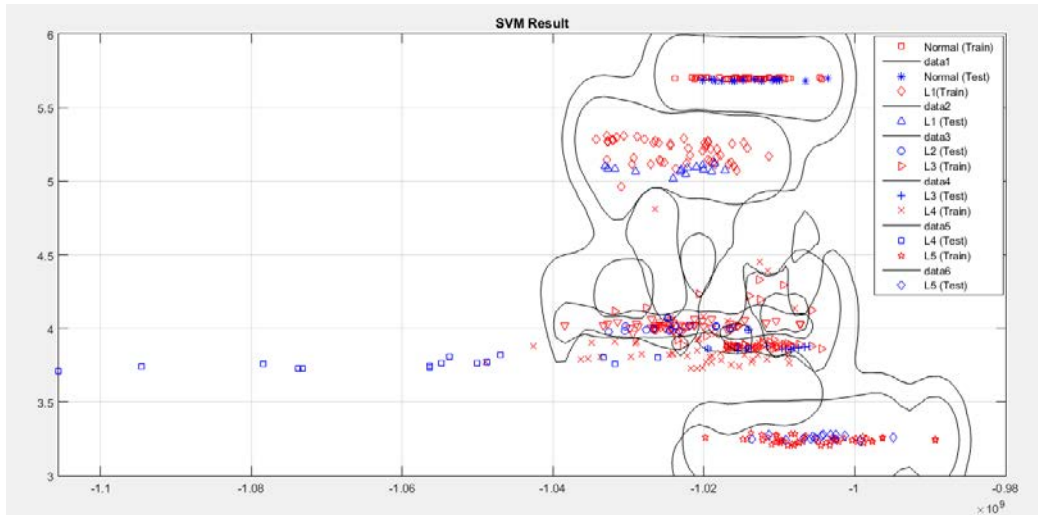
همانطور که در بخش قبل مشاهده گردید، نتایج حاصل از روش ایمنی مصنوعی برای انتخاب ویژگی و شناسایی وضعیت سیستم از دقت و توانایی مناسبی برخوردار می‌باشد، لذا در این قسمت به منظور بررسی قابلیت این روش با تغییر دبی ورودی پمپ یک حالت جدید ایجاد شده و در سه وضعیت مختلف نرمال، شروع کاویتاسیون و کاویتاسیون توسعه یافته داده برداری انجام گرفت و با کمک روش پیشنهادی وضعیت سیستم تعیین گردید. وضعیت هد خروجی پمپ

ویژگی انتخاب شده با این روش و سه ویژگی اول تحلیل مؤلفه‌های اصلی در شکل ۸ نشان داده شده است.

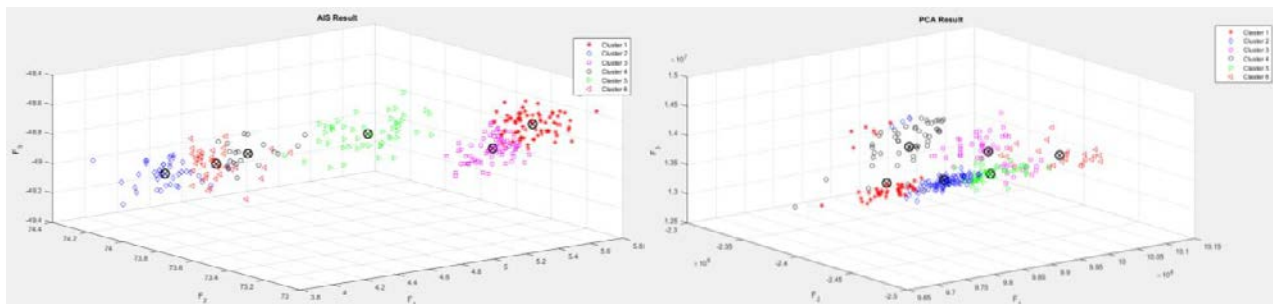
همانطور که مشاهده می‌شود در هر دو روش داده تا حد مناسبی از یکدیگر متمایز شده‌اند و می‌توان آنها را جدا نمود.

به منظور بررسی دقت این روش و مناسب بودن ویژگی‌های انتخاب شده و مقایسه آن با سایر روش‌های دسته‌بندی، نتایج مربوط به چند روش با داده‌های حاصل از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی و روش پیشنهادی محاسبه شده است که در جدول ۴ مشاهده می‌شود. همچنین نتایج حاصل از هر یک از روش‌ها در شکل‌های ۹ تا ۱۲ نشان داده شده است.

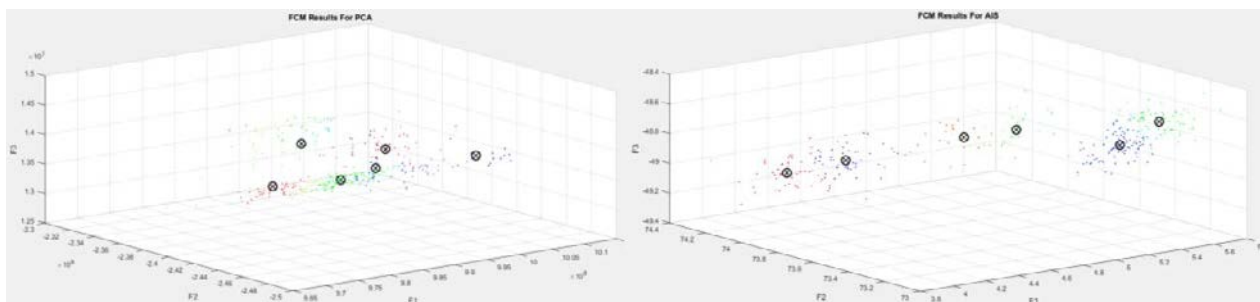
همانطور که مشاهده می‌شود، بطور کلی دقت تفکیک حالت‌ها با استفاده از ویژگی‌های حاصل از روش ایمنی مصنوعی بهتر و دقیق‌تر



شکل ۹: نتایج مربوط به روش ماشین بردار پشتیبانی غیر خطی
Fig.9: Results of the nonlinear SVM method



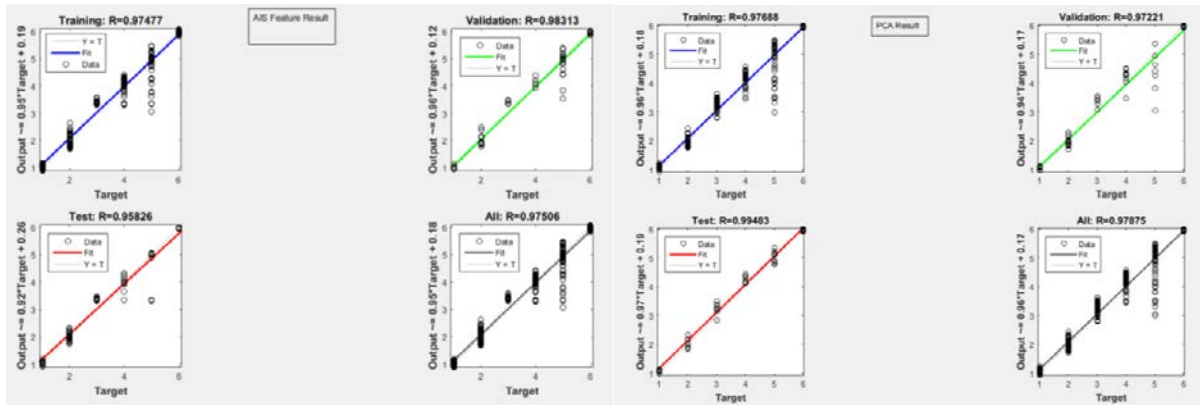
شکل ۱۰: نتایج مربوط به روش K-means
Fig.10: Results of the K-means method



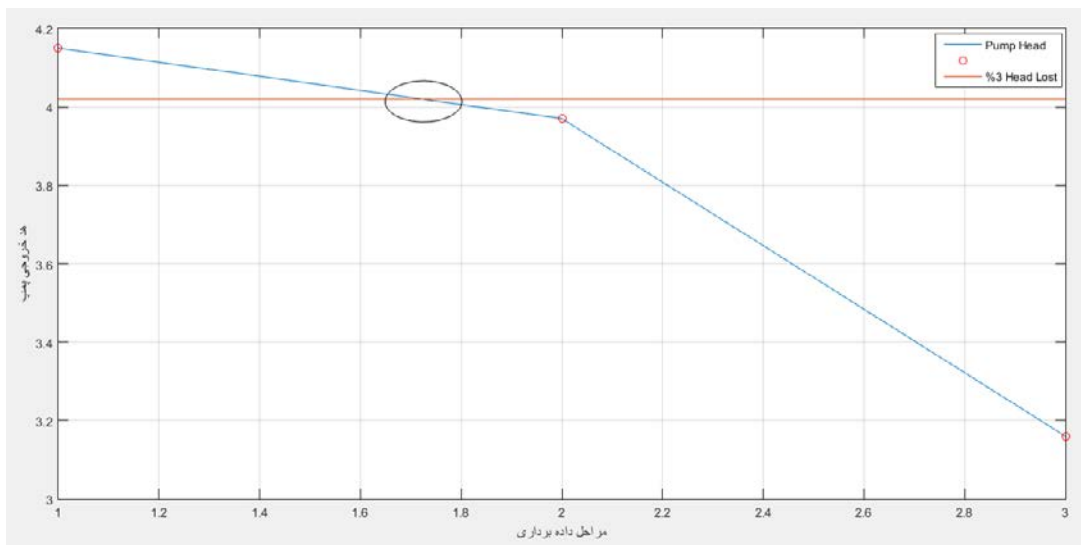
شکل ۱۱: نتایج مربوط به روش فازی C-Means
Fig.11: Results of the FCM method

مجموعه مشاهده می‌گردید. نتایج مربوط کاهش فاصله سلول حافظه و ویژگی‌های حالت‌های مختلف در شکل ۱۴ نشان داده شده است. همچنین نتایج مربوط به شناسایی وضعیت سیستم در جدول ۵ آورده شده است.

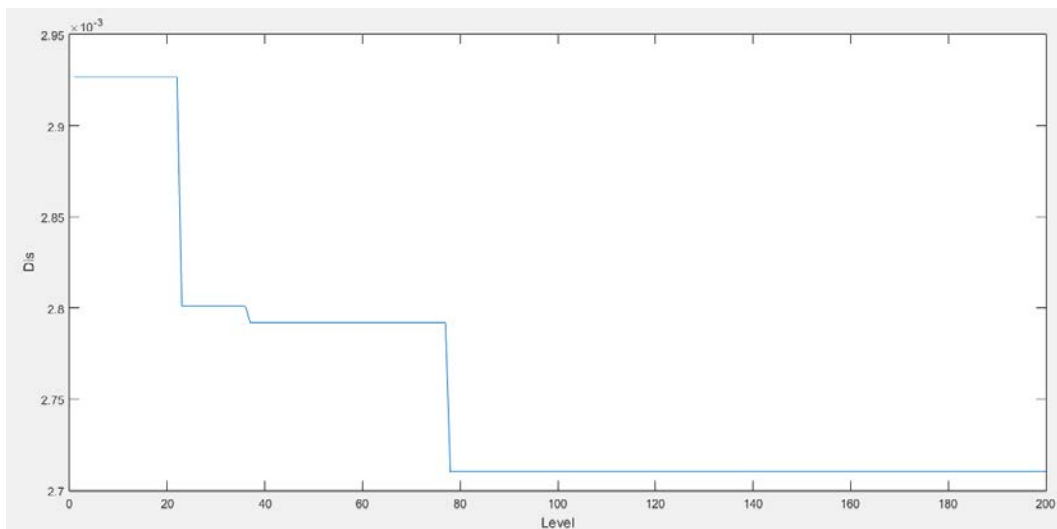
برای سه حالت در شکل ۱۳ نشان داده شده است. مقادیر نشان می‌دهد که در حالت دوم کاپیتاسیون شروع شده و هد خروجی حدود ۳ درصد کاهش یافته است و در مرحله سوم نیز هد به میزان قابل توجهی کاهش یافته و علاوه بر آن حباب‌هایی در بخش شفاف



شکل ۱۲: نتایج مربوط به شبکه عصبی چندلایه
Fig.12: Results of the MLP Neural Network



شکل ۱۳: هد خروجی پمپ برای مراحل داده برداری دوم
Fig.13: Output head of pump for the second data collection



شکل ۱۴: میانگین فاصله با سلول حافظه در مراحل مختلف
Fig.14: Average distance between the memory cell and antigens at different steps

۶- جمع بندی

الگوریتم ایمنی مصنوعی که از سیستم ایمنی بدن انسان الهام گرفته شده است، از قابلیت مناسبی جهت حل مسائل بهینه‌سازی و دسته‌بندی برخوردار می‌باشد، لذا می‌توان از آن در مسایل مربوط به عیب‌یابی و شناسایی وضعیت سیستم استفاده نمود. در این مطالعه پس از جمع‌آوری داده‌ها تجربی به کمک یک مجموعه آزمایشی، از الگوریتم شبکه ایمنی به منظور شناسایی پدیده کاویتاسیون در یک پمپ گریز از مرکز چند مرحله‌ای استفاده گردید. در این روش ابتدا ویژگی‌های مناسب انتخاب و پس از کاهش ابعاد، به منظور تعیین سلول‌های حافظه جهت شناسایی وضعیت سیستم از روش ایمنی مصنوعی استفاده گردید.

در مرحله بعد دسته‌بندی داده‌ها و شناسایی وضعیت سیستم با همان ویژگی‌های انتخاب شده توسط روش‌های ماشین بردار پشتیبانی غیر خطی، K-Means، فازی C-Means، شبکه عصبی چندلایه انجام شده و نتایج آن با الگوریتم پیشنهادی مقایسه گردید. همچنین به منظور تعیین میزان مناسب بودن ویژگی‌های انتخاب شده توسط این روش، همان تعداد ویژگی به کمک روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی تعیین شده و نتایج حاصل برای دسته‌بندی و شناسایی وضعیت با روش‌های مختلف محاسبه شد. همانطور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، ویژگی‌های حاصل از الگوریتم پیشنهادی از دقت بالاتری نسبت به ویژگی‌های تحلیل مؤلفه‌های اصلی برخوردار بوده و امکان تفکیک بهتری را فراهم نموده‌اند.

مقایسه نتایج الگوریتم شبکه ایمنی با سایر روش‌ها نشان می‌دهد که دقت روش ماشین بردار پشتیبانی غیر خطی برای داده‌های ناحیه آموزش کمی بالاتر است ولی در ناحیه تست میزان خطای این روش نسبت به سایر روش‌ها بسیار کمتر می‌باشد که این امر نشان دهنده توانایی این روش در شناسایی حالت‌های جدید می‌باشد (مشابه قابلیت سیستم ایمنی بدن انسان در مواجهه با موارد جدید)، لذا میتوان از این روش به منظور شناسایی وضعیت سیستم با دقت مناسب استفاده نمود. در انتها جهت اطمینان از کارایی این الگوریتم، با تغییر شرایط داده برداری، داده‌های جدیدی جمع‌آوری شد. و به کمک این الگوریتم به تعیین وضعیت سیستم پرداخته شد، همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود این روش برای حالت جدید نیز از دقت بالایی برخوردار می‌باشد. در نهایت می‌توان گفت این روش از

جدول ۵: نتایج مربوط به روش پیشنهادی
Table 5: Results of the proposed method

.	درصد خطای تشخیص داده‌های آموزش
.	درصد خطای تشخیص داده‌های تست
۰/۰۰۰۹۵۳۴۰	میانگین فاصله برای داده‌های آموزش
۰/۰۰۱۰	میانگین فاصله برای داده‌های تست

قابلیت بالایی جهت شناسایی صحیح وضعیت کاویتاسیون در یک مجموعه موتور-پمپ برخوردار بوده و با توجه به پویایی آن، با گذشت زمان و ارائه داده‌های جدید دقت آن افزایش می‌یابد.

مراجع

- [1] Čudina, M., DETECTION OF CAVITATION PHENOMENON IN A CENTRIFUGAL PUMP USING AUDIBLE SOUND. Mech. Syst. Signal Process, 2003. 17(6): p. 12.
- [2] J. L. Parrondo, S.V., and C. Santolaria,, Development of a predictive maintenance system for a centrifugal pump. Qual. Maint. Eng, 1998. 4(3): p. 13.
- [3] Jensen, J., Detecting Cavitation in Centrifugal Pumps Experimental Results of the Pump Laboratory. 2000: p. 4.
- [4] Prezelj, M.Č.a.J., Detection of cavitation in operation of kinetic pumps. Use of discrete frequency tone in audible spectra. Appl. Acoust, 2009. 70(4): p. 6.
- [5] Li, S.C., Cavitation of Hydraulic Machinery, in Mechanic. 2000, Imperial College Press.
- [6] M. R. Nasiri, M.J.M., and H. Vahid-Alizadeh, Vibration Signature Analysis for Detecting Cavitation in Centrifugal Pumps using Neural Networks. 2011: p. 4.
- [7] Ph, R.R.a.D., Classification of Vibration Signal to Detect Pump Cavitation using Discrete Wavelet Transform,. Appl.Mech, 2014. 93(10): p. 4.

- transform. in third International Conference of Industrial Automation. Petroleum Department, 2012. (In Persian).
- [15] Laurentys, C.A., R.M. Palhares, and W.M. Caminhas, A novel Artificial Immune System for fault behavior detection. *Expert Systems with Applications*, 2011. 38: p. 9.
- [16] Silva, G.C., R.M. Palhares, and W.M. Caminhas, Immune inspired Fault Detection and Diagnosis: A fuzzy-based approach of the negative selection algorithm and participatory clustering. *Expert Systems with Applications*, 2012. 39: p. 12.
- [17] Rachid, F.B.a.F., Modeling gaseous and vaporous cavitation in liquidflows within the context of the thermodynamics of irreversible processes. *International Jour of Non-Linear Mech*, 2014. 65: p. 7.
- [18] Jerne, N.K., Towards a Network Theory of the Immune System, in *Annals of Immunology*. 1974: Newyork-USA. p. 373-378.
- [19] Jiang, W., Chen,Y.,Zhang,J, A fault diagnosis method based on artificial immune network. *Applied Mechanics and Material*, 2013. 385: p. 4.
- [20] Ehsani, S., Moqadam, A, Reduction of spirituality by artificial immune system. *Computer and Robatic*, 2008.(In Persian).
- [8] M.S. Safizadeh, S.M.a.M.N.N., Using vibration signals for cavitaion monitoring in centrifugal pumps. *Aerospace .Mech*, 2014. 10(3): p. 9. (In Persian).
- [9] Feldmeier, D.B.D.a.G.R., Predictive versus preventive maintenance - Future control technologies in motor diagnosis and system wellness - Future control technologies in motor diagnosis and system wellness. *IEEE Ind. Appl*, 2004. 10(5): p. 9.
- [10] Parlos, P.P.H.a.A.G. Sensorless Detection of Cavitation in Centrifugal Pumps. in *IMECE*. 2006.
- [11] S. Al-Hashmi, F.G., Y. Li, A. D. Ball, Cavitation Detection of a Centrifugal Pump Using Instantaneous Angular Speed. *Appl.mech*, 2004. 3(27): p. 5.
- [12] Farokhzad, S., Vibration Based Fault Detection of Centrifugal Pump by Fast Fourier Transform and Adaptive Neuro- Fuzzy Inference System. *Mech .Eng and Tech*, 2013. 1(3): p. 5.
- [13] Azadeh, A., et al, A flexible algorithm for fault diagnosis in a centrifugal pump with corrupteddata and noise based on ANN and support vector machine withhyper-parameters optimization. *Applied Soft Computing*, 2013. 1(3): p. 7.
- [14] Farokhnezhad, S., Ahmadi, H. and Jafari, A, Intelligent fault detection in centrifugal pump by hybrid method of artificial neural network and wavelet