

Sequential Remaining Useful Life Prediction of Bearings Using a Data-Driven Framework Based on Vibration Signal Decomposition and a Multilayer Perceptron

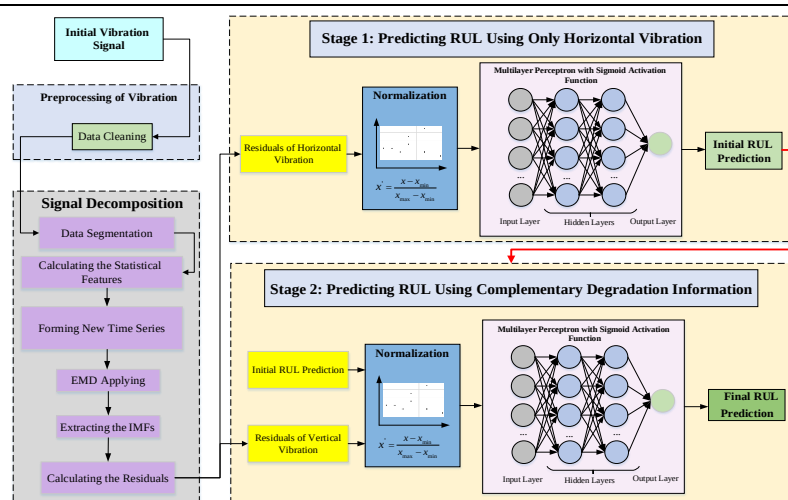
Ali Najmi , Rasoul Shafaei *

Department of Industrial Engineering, Faculty of Industrial Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

HIGHLIGHTS

- Vibration is purposefully segmented to extract statistical features.
- Statistical features are transformed into degradation-sensitive time series.
- Empirical mode decomposition is employed to reveal bearing degradation trends.
- A sequential framework is proposed for remaining useful life prediction.

GRAPHICAL ABSTRACT



ARTICLE INFO

Article history:

Article Type: Research paper

Received: 16 July 2026

Revised: 23 September 2026

Accepted: 8 October 2026

Available online: 8 October 2026

*Correspondence:

shafaei@kntu.ac.ir

How to cite this article:

Najmi, A., & Shafaei, R. (2027). Sequential remaining useful life prediction of bearings using a data-driven framework based on vibration signal decomposition and a multilayer perceptron. *System Engineering and Productivity*, 7 (2), 197-228.

Keywords:

Bearing remaining useful life
Empirical mode decomposition
Multilayer neural network
Sequential predicting
Data-Driven Framework

ABSTRACT

In this study, a data-driven framework based on vibration signal analysis and a two-stage multilayer perceptron is proposed for bearing RUL prediction. First, the vibration signals are segmented into equal time intervals, and representative statistical features are extracted from each segment. Subsequently, a new feature-based time-series dataset is constructed by arranging the extracted statistical features in chronological order. To eliminate short-term fluctuations and capture the long-term degradation trend, these feature series are decomposed using Empirical Mode Decomposition, and the residual components are employed as health indicators. The main contribution of this study is a two-stage prediction framework in which the residuals extracted from horizontal vibration signals are first fed into an MLP to generate an initial RUL estimate. The predicted RUL is then used as an auxiliary feature together with the residuals extracted from vertical vibration signals and provided as inputs to a second MLP to produce the final prediction. By exploiting the complementary information contained in the two vibration directions, the proposed framework enables more accurate degradation modeling and improves prediction accuracy without utilizing the true RUL values or any future information during the prediction process. The proposed framework is evaluated on the benchmark PRONOSTIA bearing dataset, and the experimental results demonstrate its effectiveness and promising performance in predicting the remaining useful life of bearings.

1. Introduction

In modern industries, reducing maintenance costs while improving the reliability and availability of industrial equipment has become one of the primary objectives of maintenance management (Najmi et al., 2021; Najmi & Guilani, 2025). In this context, accurate prediction of the remaining useful life (RUL) of critical components plays a vital role in optimizing maintenance scheduling, preventing unexpected failures, and reducing operational costs. Recent advances in machine learning have provided effective data-driven approaches for RUL prediction by learning degradation patterns directly from monitoring data. Despite their promising performance, these methods generally require large amounts of data and their prediction accuracy strongly depends on the quality of the extracted features. Among various industrial components, rolling bearings are particularly important because their failures may result in severe economic losses and unplanned downtime, especially in high-value systems such as industrial gas turbines where bearing replacement is difficult and costly. Consequently, developing reliable and accurate data-driven prognostic models for bearing RUL prediction has become a challenging and essential research topic in predictive maintenance (PdM) (Ansari et al., 2022; Yan et al., 2022).

2. Literature Review

Recent advances in data-driven prognostics have demonstrated the remarkable capability of machine learning and deep learning techniques for RUL prediction. For instance, Ansari et al. (Ansari et al., 2022) proposed a hybrid framework integrating recurrent neural networks (RNNs) with particle swarm optimization (PSO), in which systematic sampling was employed to construct a multi-channel input representation for lithium-ion battery RUL prediction. Similarly, Tong et al. (Tong et al., 2021) introduced an LSTM-based prediction model combined with adaptive dropout and Monte Carlo simulation, enabling reliable early-life RUL prediction using only 25% of the available degradation data. Yan et al. (Yan et al., 2022) developed a hybrid prognostic framework that combines an empirical degradation model with support vector regression (SVR), where particle filtering was adopted to update model parameters dynamically during battery degradation. These studies demonstrate the effectiveness of data-driven learning algorithms in capturing degradation patterns; however, their prediction performance remains highly dependent on the quality of health indicators extracted from raw monitoring data.

For rolling bearing prognostics, vibration signal analysis has become the dominant approach because vibration measurements contain abundant degradation-related information and are highly sensitive to incipient faults (Behera & Misra, 2023;

Zhou & Tang, 2023; Zhuang et al., 2023; Zhuang et al., 2021). Zhou & Tang (Zhou & Tang, 2023) proposed an EMD-based preprocessing framework in which vibration signals were decomposed into intrinsic oscillatory components and residuals, and the extracted residuals were subsequently employed as inputs to a wavelet neural network for RUL prediction. Behera and Misra (Behera & Misra, 2023) developed a deep transfer learning framework based on multimodal data fusion, where degradation images generated from vibration signals were processed using parallel pre-trained deep neural networks to estimate the RUL.

More recently, several studies have investigated entropy-based feature extraction (Liu et al., 2025; Liu et al., 2026), adaptive feature fusion (Zhu et al., 2023), ensemble deep learning (Yin et al., 2025), stacked LSTM architectures (Shi et al., 2026), and advanced support vector regression models (Liu et al., 2026) to further improve prediction accuracy.

Although these approaches have reported promising results, most of them either employ complex feature extraction and fusion strategies or utilize all degradation information simultaneously within a single prediction model. Consequently, there remains a need for an efficient framework capable of progressively exploiting complementary degradation information while maintaining a relatively simple prediction architecture.

3. Proposed Framework

Motivated by the limitations identified in previous studies, this paper proposes a unified data-driven framework for bearing RUL prediction by integrating signal processing with a sequential neural network architecture. First, the raw vibration signals are segmented into fixed-length time windows, from which five representative statistical features, namely signal energy, root mean square (RMS), peak-to-peak (P2P), skewness, and kurtosis, are extracted to construct new degradation-related time-series features. These statistical features are subsequently decomposed using empirical mode decomposition (EMD), and the resulting residual components, which effectively capture the long-term degradation trend while suppressing high-frequency fluctuations, are employed as health indicators. The extracted residual features are then utilized as inputs to a multilayer perceptron (MLP) for RUL prediction. Model performance is evaluated using the root mean squared error (RMSE) and mean absolute error (MAE), and the overall architecture of the proposed framework.

To further enhance the prediction performance, a sequential prediction strategy is introduced. In the first stage, only the residual features extracted from the horizontal vibration signals are provided to the first MLP to generate an initial RUL estimation. This predicted RUL is subsequently incorporated as an auxiliary high-level feature together with the residual features extracted from the vertical vibration

signals and fed into a second MLP to produce the final prediction. Unlike conventional approaches that simultaneously process all input features within a single network, the proposed hierarchical architecture progressively exploits complementary degradation information from the two vibration directions, enabling the second network to refine the initial prediction rather than relearning the entire degradation mapping. Since the auxiliary input of the second network is the predicted RUL generated by the first network, rather than the ground-truth RUL, the proposed strategy does not introduce information leakage and follows the standard supervised learning paradigm during both the training and inference stages. Owing to its data-driven nature and efficient degradation representation, the proposed framework also exhibits strong potential for practical deployment in vibration-based condition monitoring applications, including industrial gas turbines and high-speed railway axle-bearing systems.

4. Dataset Description

The experiments conducted in this study are based on the PRONOSTIA bearing dataset developed by the FEMTO-ST Institute, whose experimental test platform (Zhu et al., 2023a; Zhu et al., 2023b). The dataset consists of 17 run-to-failure bearings operating under three distinct operating conditions. Each operating condition is defined by a specific combination of rotational speed and radial load, allowing the degradation behavior of bearings to be investigated under different operating environments. The vibration signals were acquired at a sampling frequency of 25.6 kHz, resulting in 2,560 data points for each measurement. Each acquisition lasts 0.1 s and is repeated at regular intervals of 10 s throughout the entire lifetime of the bearing.

5. Experimental Results and Implementation

The proposed framework was implemented on the PRONOSTIA bearing dataset to evaluate its effectiveness for RUL prediction. Bearings 1_1, 2_1, and 3_1, representing the three operating conditions, were employed for model training, whereas all remaining bearings were used for testing the model. Since the residual components extracted by EMD effectively describe the long-term degradation trend, they were selected as health indicators and used as the inputs of the proposed feedforward neural network.

The numbers of trainable parameters in the two networks are not identical. Here, trainable parameters refer to all weights and biases that are updated during the training process. The first neural network has a 5–64–1 architecture, consisting of five input neurons, one hidden layer with 64 neurons, and one output neuron. Accordingly, the connection between the input and hidden layers contains 320 weights and 64 biases, while the connection between

the hidden and output layers contains 64 weights and one bias. Therefore, the first network has a total of 449 trainable parameters. The second network has a 6–64–1 architecture, consisting of six input neurons, one hidden layer with 64 neurons, and one output neuron. In this network, the input-to-hidden connection contains 384 weights and 64 biases, while the hidden-to-output connection contains 64 weights and one bias, resulting in a total of 513 trainable parameters. The model was trained using the Adam optimizer with a learning rate of 0.001, a batch size of 32, and a dropout rate of 0.2 after Min–Max normalization. All experiments were implemented in Python 3.11 on a Windows 11 platform.

The vibration signals of the selected training bearings exhibit distinct degradation characteristics under different operating conditions. To better reveal these degradation patterns, each 0.1 second vibration record was treated as an independent sample and representative statistical features were extracted from every segment. Compared with the raw vibration signals, the resulting statistical feature sequences provide a clearer representation of bearing degradation. Most statistical features gradually increase as the bearing approaches failure, whereas skewness exhibits an opposite trend. To further suppress short-term fluctuations and highlight the underlying degradation behavior, EMD was applied to the extracted statistical features. The residual components demonstrate an approximately monotonic relationship with operating time and therefore provide more reliable degradation information than the original statistical features, making them suitable health indicators for RUL prediction.

The prediction performance of the proposed framework was evaluated using RMSE, MAE, relative percentage error (Er%), ETA, and the final prediction score. The model was trained for 150 epochs, during which the training error decreased steadily before converging to a stable solution, demonstrating efficient optimization and good convergence behavior. After training, the developed model was employed to estimate the RUL of the testing bearings. Prediction errors confirm that the proposed framework consistently achieves lower prediction errors and higher prediction scores than the competing approaches, indicating its robustness and strong generalization capability.

The superior performance of the proposed framework can be attributed to the combination of EMD-based degradation feature extraction and the sequential prediction strategy. The residual components preserve the long-term degradation information while effectively suppressing high-frequency fluctuations, providing more informative inputs for the neural network. Furthermore, the sequential architecture progressively integrates complementary information from the horizontal and vertical vibration directions by transferring the

preliminary RUL estimation generated by the first network to the second network. Rather than relearning the entire degradation mapping, the second network refines the initial prediction using additional degradation information, leading to more accurate RUL estimation. This advantage is consistently reflected in both the quantitative evaluation metrics and the graphical prediction results, where the proposed framework demonstrates closer agreement with the actual RUL trajectories and significantly reduced prediction fluctuations.

6. Conclusion

In this paper, a novel data-driven framework was proposed for bearing RUL prediction by integrating EMD with a sequential multilayer perceptron (MLP)-based prediction strategy. First, the original vibration signals were segmented into fixed-length time windows, and five statistical features were extracted from each segment. Subsequently, the extracted statistical features were decomposed using EMD to suppress short-term oscillatory fluctuations and reveal the underlying long-term degradation trend. The resulting residual components were then employed as health indicators for RUL prediction. A sequential prediction strategy was further developed, in which the residual features extracted from the horizontal vibration signals were first utilized to generate an initial estimation of the RUL. This preliminary prediction was subsequently incorporated as an auxiliary feature together with the residual features extracted from the vertical vibration signals and fed into a second neural network to obtain the final RUL prediction. Experimental results obtained on the benchmark PRONOSTIA dataset demonstrated that the proposed framework is capable of accurately tracking the degradation process of bearings and achieves satisfactory performance across all evaluation metrics.

Future research may focus on evaluating the proposed framework under a wider range of operating conditions and industrial datasets. Moreover, the sequential prediction strategy can be extended to multi-stage architectures and integrated with advanced deep learning models to further improve the prediction accuracy and generalization capability of the proposed framework.

Acknowledgments

The authors acknowledge the moral support of the Faculty of Industrial Engineering at K. N. Toosi University of Technology.

Funding

This research received no external funding.

Conflicts of Interest

There are no conflicts of interest associated with this research.

Author Contribution Statement

Ali Najmi: Conceptualization, Data curation, Formal analysis, Investigation, Methodology, Resources, Software, Validation, Visualization, Writing – original draft, Writing – review & editing; **Rasoul Shafaei:** Conceptualization, Methodology, Project administration, Supervision, Writing – original draft, Writing – review & editing.

Data Availability Statement

Data available on request: The data that support the findings of this study are available from the corresponding author upon reasonable request.

References

- Ansari, S., Ayob, A., Lipu, M. H., Hussain, A., & Saad, M. H. M. (2022). Particle swarm optimized data-driven model for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries by systematic sampling. *Journal of Energy Storage*, 56, 106050. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.106050>
- Behera, S., & Misra, R. (2023). A multi-model data-fusion based deep transfer learning for improved remaining useful life estimation for IIOT based systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 119, 105712. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105712>
- Liu, Y., Ma, D., Xu, Q., & Wang, Q. (2026). Remaining useful life prediction for rolling bearings using least squares support vector regression based on optimal mode decomposition. *Control Engineering Practice*, 172, 106928. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2026.106928>
- Liu, Y., Wang, Y., Wang, Y., Xue, S., Wang, Z., & Gao, Z. (2025). Method for predicting remaining useful life of rolling bearings based on dynamic complexity characteristic entropy and quantum neural networks. *Engineering Failure Analysis*, 170, 109315. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2025.109315>
- Najmi, A., & Guilani, P. P. (2025). Optimization of a bi-objective reliability redundancy allocation problem with heterogeneous components and strategy selection. *Computers & Industrial Engineering*, 111438. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2025.111438>
- Najmi, A., Abouei Ardakan, M., & Javid, Y. (2021). Optimization of reliability redundancy allocation problem with component mixing and strategy selection for subsystems. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 91(10), 1935-1959. <https://doi.org/10.1080/00949655.2021.1879080>

- Shi, P., Ma, H., Xu, X., & Han, D. (2026). A novel remaining useful life prediction method of rolling bearings based on multivariate prediction method and long short-term memory with residuals model. *Measurement*, 121726. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2026.121726>
- Tong, Z., Miao, J., Tong, S., & Lu, Y. (2021). Early prediction of remaining useful life for Lithium-ion batteries based on a hybrid machine learning method. *Journal of Cleaner Production*, 317, 128265. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128265>
- Yan, L., Peng, J., Gao, D., Wu, Y., Liu, Y., Li, H., ... & Huang, Z. (2022). A hybrid method with cascaded structure for early-stage remaining useful life prediction of lithium-ion battery. *Energy*, 243, 123038. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.123038>
- Yin, W., Xia, H., Zio, E., & Huang, X. (2025). Deep ensemble learning and error correction method for remaining useful life prediction of rolling bearings. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 161, 112128. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112128>
- Zhou, K., & Tang, J. (2023). A wavelet neural network informed by time-domain signal preprocessing for bearing remaining useful life prediction. *Applied Mathematical Modelling*, 122, 220-241. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2023.05.042>
- Zhu, G., Zhu, Z., Xiang, L., Hu, A., & Xu, Y. (2023a). Prediction of bearing remaining useful life based on DACN-ConvLSTM model. *Measurement*, 211, 112600. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.112600>
- Zhu, Y., Wu, J., Liu, X., Wu, J., Chai, K., Hao, G., & Liu, S. (2023b). Hybrid scheme through read-first-LSTM encoder-decoder and broad learning system for bearings degradation monitoring and remaining useful life estimation. *Advanced Engineering Informatics*, 56, 102014. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.102014>
- Zhuang, J., Cao, Y., Jia, M., Zhao, X., & Peng, Q. (2023). Remaining useful life prediction of bearings using multi-source adversarial online regression under online unknown conditions. *Expert Systems with Applications*, 227, 120276. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120276>
- Zhuang, J., Jia, M., Ding, Y., & Ding, P. (2021). Temporal convolution-based transferable cross-domain adaptation approach for remaining useful life estimation under variable failure behaviors. *Reliability Engineering & System Safety*, 216, 107946. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.107946>

پیش‌بینی ترتیبی عمر مفید باقیمانده بلبرینگ توسط یک چارچوب داده‌محور مبتنی بر تجزیه سیگنال ارتعاش و شبکه عصبی چندلایه

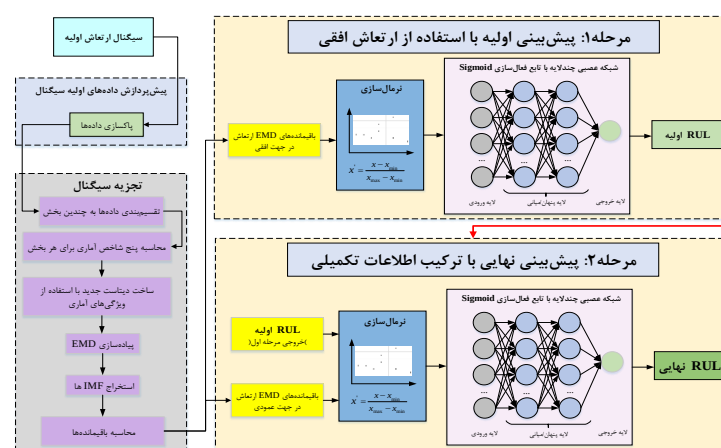
علی نجمی^{ID}، رسول شفائی^{ID*}

گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

چکیده گرافیکی

برجسته‌ها

- تقسیم‌بندی هدفمند ارتعاش به بخش‌های مجزا جهت استخراج ویژگی‌های آماری
- تبدیل ویژگی‌های آماری به مجموعه‌های زمانی حساس مرتبط با روند خرابی.
- استخراج روندهای تخریب بلبرینگ با استفاده از تحلیل مبتنی بر تجزیه مد ذاتی.
- ارائه مدل ترتیبی برای پیش‌بینی عمر مفید باقیمانده



مشخصات مقاله

تاریخچه مقاله:

نوع مقاله: پژوهشی

دریافت: ۱۴۰۵/۰۴/۲۵

بازنگری: ۱۴۰۵/۰۷/۰۱

پذیرش: ۱۴۰۵/۰۷/۱۶

ارائه برخط: ۱۴۰۵/۰۷/۱۶

*نویسنده مسئول:

shafaei@kntu.ac.ir

کلیدواژه‌ها:

عمر مفید باقیمانده

شبکه عصبی چندلایه

تجزیه مود ذاتی

تحلیل ارتعاشات

چارچوب داده‌محور

چکیده

در این پژوهش، یک چارچوب داده‌محور مبتنی بر تجزیه سیگنال ارتعاش و پیش‌بینی ترتیبی با شبکه عصبی چندلایه برای برآورد عمر مفید باقیمانده بلبرینگ ارائه شده است. در ابتدا، سیگنال ارتعاش به قطعات زمانی مساوی تقسیم شده و برای هر قطعه، ویژگی‌های آماری مهم آن استخراج می‌شود. در ادامه، یک مجموعه داده جدید با استفاده از شاخص‌های آماری محاسبه شده تشکیل خواهد شد. سپس، به منظور حذف نوسانات کوتاه‌مدت و استخراج روند بلندمدت تخریب، این ویژگی‌ها توسط روش تجزیه مد ذاتی تجزیه شده و مؤلفه‌های باقیمانده به‌عنوان شاخص‌های سلامت مورد استفاده قرار می‌گیرند. نوآوری اصلی این پژوهش، ارائه یک ساختار پیش‌بینی ترتیبی است که در آن ابتدا باقیمانده‌های حاصل از ارتعاشات افقی برای تولید یک برآورد اولیه از عمر مفید باقیمانده به یک شبکه عصبی چندلایه وارد می‌شوند. سپس، مقدار عمر مفید باقیمانده پیش‌بینی شده به‌عنوان یک ویژگی کمکی در کنار باقیمانده‌های استخراج شده از ارتعاشات عمودی به شبکه عصبی دوم منتقل می‌شود تا پیش‌بینی نهایی انجام گیرد. این راهبرد با بهره‌گیری از اطلاعات مکمل حاصل از دو جهت ارتعاش، امکان مدل‌سازی دقیق‌تر روند تخریب را فراهم می‌کند، بدون آنکه از اطلاعات واقعی عمر مفید باقیمانده یا داده‌های آینده در فرآیند پیش‌بینی استفاده شود. عملکرد مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده پرونوستیا ارزیابی شده و نتایج نشان می‌دهد که چارچوب ارائه شده عملکرد مناسبی در پیش‌بینی عمر مفید باقی‌مانده بلبرینگ دارد.

۱- مقدمه

امروزه در صنایع گوناگون، کاهش هزینه‌های نگهداری و افزایش قابلیت اطمینان^۱ تجهیزات صنعتی را می‌توان از اصلی‌ترین اهداف واحدهای تولیدی دانست. این مساله یکی از دلایل تمرکز زیاد پژوهشگران در حوزه‌های مختلف برای ارائه روش‌های نوین و جدید به منظور دستیابی به اهداف ذکر شده است (Najmi et al., 2021). تجهیزات پیشرفته و گران‌قیمت در صنایع گوناگون باعث شده‌اند تا هزینه‌های نگهداری و تعمیرات تجهیزات صنعتی افزایش پیدا کند. در چنین شرایطی، پیش‌بینی RUL تجهیزات ارزشمند بوده و نقش مهمی در برنامه‌ریزی و سیاست‌گذاری‌های نگهداری و تعمیرات خواهد داشت. آنچه که امروزه افق‌های نوینی را پیش روی مهندسين گشوده است، استفاده از روش‌های مبتنی بر داده و به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی RUL تجهیزات و قطعات گوناگون است (Ansari et al., 2022؛ Tong et al., 2021؛ Yan et al., 2022). در حال حاضر، استفاده از الگوریتم‌های ML به دلیل انعطاف‌پذیری بالا به یک مزیت در پیش‌بینی RUL تبدیل شده است. با این حال، ML به مقادیر زیادی از داده نیاز داشته و عملکرد آن‌ها به شدت به انتخاب پارامترهای روش‌ها بستگی دارد. یکی از پرکاربردترین قطعات در تجهیزات صنعتی که خرابی آن می‌تواند به توقف‌های پرهزینه منجر شود، بلبرینگ‌ها هستند. بلبرینگ‌ها اجزایی به ظاهر ساده هستند، اما نقش حیاتی در روان‌کاری و انتقال نیرو دارند. روش‌های سنتی غالباً مبتنی بر بازه‌های زمانی مشخص برای تعویض بلبرینگ هستند که نه تنها قابلیت انطباق با شرایط واقعی و پویا را ندارند، بلکه ممکن است منجر به تعویض زودهنگام یا دیرهنگام بلبرینگ گردند. این مشکل در بسیاری از تجهیزات گران‌قیمت و پیچیده مانند توربین‌های گازی که محدودیت دسترسی به بلبرینگ وجود دارد ملموس‌تر است. گاهی به دلیل محدودیت‌های دسترسی که به برخی از قطعات درونی تجهیزات (از جمله بلبرینگ که درون توربین گازی در حال کار است) وجود دارد، مجبور می‌شویم بلبرینگ را در بازه‌های زمانی مشخص تعویض کنیم، حال آن که ممکن است مدت زیادی از عمر مفید

¹ Reliability

۲- مرور ادبیات

قطعات حساس در صنایع مختلف دارای کاربردهای متنوعی هستند که پیش‌بینی مناسب و دقیق RUL آن‌ها مزیت‌های زیادی در برنامه‌ریزی‌های نگهداری و تعمیرات تجهیزات خواهد داشت. انصاری و همکاران همکاران (Ansari et al., 2022) یک مدل ترکیبی بهبود یافته مبتنی بر داده شامل شبکه عصبی بازگشتی^۳ و بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۴ ارائه دادند که از یک تکنیک نمونه‌گیری سیستماتیک^۵ برای ساخت یک چارچوب چند کاناله ۳۱ بعدی برای داده‌های ورودی به منظور پیش‌بینی RUL باتری لیتیوم-یونی استفاده می‌کند. همچنین ویژگی‌های مختلفی از مجموعه داده‌های باتری ناسا مانند ولتاژ، دما، جریان و ظرفیت تخلیه به عنوان شاخص‌های سلامت^۶ مناسب استفاده شده‌اند. تانگ و همکاران (Tong et al., 2021) یک الگوریتم پیش‌بینی مبتنی بر یادگیری عمیق^۷ را برای پیش‌بینی RUL باتری لیتیوم-یونی ارائه دادند که ویژگی‌های روش حافظه بلندمدت-کوتاه‌مدت^۸ و افت تطبیقی و شبیه‌سازی مونت کارلو^۹ را ترکیب می‌کند. در این پژوهش، آن‌ها توانستند تنها با ۲۵٪ از کل داده‌ها، پیش‌بینی اولیه دقیقی را انجام می‌دهد، در حالی که مدل‌های موجود معمولاً به ۴۰٪ تا ۷۰٪ از داده‌ها نیاز دارند. یان و همکاران (Yan et al., 2022) یک چارچوب ترکیبی را پیشنهاد کردند که پس از تخمین ظرفیت باتری لیتیوم-یونی با استفاده از داده‌های عملیاتی آنالین، طول عمر باتری توسط مدل تجربی مبتنی بر مدل^{۱۰} و همچنین مدل

² Predictive Maintenance (PdM)³ Recurrent neural network (RNN)⁴ Particle Swarm Optimization (PSO)⁵ Systematic Sampling⁶ Health index (HI)⁷ Deep learning (DL)⁸ Long-Short Term Memory (LSTM)⁹ Monte Carlo Simulation (MCS)¹⁰ Model-Based Empirical Model

رگرسیون بردار پشتیبان^۱ پیش‌بینی می‌شود. برای مدل تجربی، سازگاری آن با به روزرسانی پویا پارامترها با فیلترهای ذره‌ای بهبود می‌یابد.

برای پیش‌بینی RUL قطعات مکانیکی، از ویژگی‌های مختلفی همچون رطوبت، فشار، و دما، استفاده می‌شود (Laamarti et al., 2025; Hosseinzadeh et al., 2025). با بررسی ادبیات موضوع متوجه می‌شویم که برای تجزیه و تحلیل رفتار قطعات دوار، از جمله بلبرینگ، تحلیل سیگنال‌های ارتعاش^۲ بیش از هر ویژگی دیگری مورد استفاده قرار گرفته است (Behera & Misra, 2023; Zhuang et al., 2023; Zhou & Tang, 2023; Zhuang et al., 2021). ارتعاشات تولید شده در قطعات دوار، حامل اطلاعات ارزشمندی درباره وضعیت سلامت آن است. اگر این سیگنال‌ها به درستی تفسیر شوند، می‌توانند هشدارهای زود هنگامی از خرابی قریب‌الوقوع را ارائه دهند. ژو و تانگ (Zhou & Tang, 2023) یک روش جدید بر اساس پیش‌پردازش سیگنال مبتنی بر ویژگی‌های فیزیکی و یک شبکه عصبی مبتنی بر موجک^۳ برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ ارائه کردند. در این پژوهش، ابتدا سیگنال ارتعاش بلبرینگ توسط روش EMD تجزیه شده و سپس بقایای سیگنال تجزیه شده به عنوان ورودی برای شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود. همچنین، نوع جدیدی از شبکه عصبی ارائه شد که شبکه عصبی کلاسیک و تحلیل موجک را ترکیب کرد. ژوانگ و همکاران (Zhuang et al., 2023) یک روش رگرسیون آنلاین تخصصی چند منبعی با در نظر گرفتن گسترش شبه‌دامنه برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ در شرایط ناشناخته آنلاین پیشنهاد کردند که می‌تواند برای هر دور یک جریان داده هدف به دست آورد و یک کار یادگیری آنلاین انجام دهد. در نهایت، یک چارچوب پیش‌بینی آفلاین-آنلاین برای پیش‌بینی جریان‌های داده هدف آنلاین و به‌روزرسانی مدل آنلاین با وزن‌دهی تطبیقی توسعه داده شد. ژوانگ و همکاران (Zhuang et al., 2021) یک مدل بین دامنه‌ای قابل انتقال برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ گسترش دادند که در آن ویژگی‌های پنهان به صورت تطبیقی توسط یک شبکه کانولوشن زمانی

استخراج می‌شوند و خود-توجهی^۴ باقیمانده قادر به در نظر گرفتن کامل اطلاعات خرابی زمینه‌ای است.

به‌ار و میسرا (Behera & Misra, 2023) یک مدل یادگیری انتقالی عمیق^۵ مبتنی بر تلفیق داده‌های چند مدلی جدید را برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ ارائه کردند؛ بدین ترتیب که پس از تهیه سیگنال‌های تخریب، تصاویر خرابی‌ها به دست می‌آید که اطلاعات تخریب کافی را با استفاده از انتقال مارکوف در بر می‌گیرند. سپس، این تصاویر خرابی به یک شبکه عصبی عمیق از پیش آموزش دیده شامل سه شبکه عصبی که به صورت موازی طراحی شده‌اند، وارد می‌شوند. پس از استخراج ویژگی‌ها از هر مدل و ترکیب آن‌ها به صورت وزنی، RUL بلبرینگ پیش‌بینی شد. سان و وانگ (Sun & Wang, 2024) یک روش استخراج ویژگی تخریب مبتنی بر الگوی نقطه‌ای متقارن^۶ و آنتروپی جایگشتی چندمقیاسی مرکب^۷ را برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ پیشنهاد کردند که در آن، ویژگی‌های استخراج شده به‌عنوان ورودی یک شبکه عصبی المن^۸ مورد استفاده قرار گرفتند. سن‌هوی و همکاران (Wang et al., 2024) یک مدل ترکیبی برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ بر پایه تحلیل سیگنال‌های ارتعاشی ارائه کردند. در این روش، ویژگی‌های مرتبط در حوزه زمان انتخاب شدند و سپس از یک ماشین یادگیری حدی که با روش جستجوی شبکه‌ای بهینه‌سازی شده بود، برای انجام پیش‌بینی استفاده شد. گو و همکاران (Guo et al., 2024) یک روش مبتنی بر همجوشی تطبیقی ویژگی‌ها برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ ارائه کردند. در این رویکرد، ویژگی‌های بهینه تخریب از میان ویژگی‌های حوزه زمان، حوزه فرکانس و ویژگی‌های مبتنی بر آنتروپی، با استفاده از یک سازوکار انتخاب ویژگی مبتنی بر حداقل افزونگی انتخاب شدند و در ادامه، از مدل میانگین متحرک خودرگرسیون^۹ یکپارچه برای پیش‌بینی RUL استفاده گردید.

یانگ لیو و همکاران (Liu et al., 2025) روشی برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ بر پایه آنتروپی ویژگی‌های پیچیدگی دینامیکی و شبکه‌های عصبی کوانتومی ارائه

^۴ Self-Attention

^۵ Deep Transfer Learning

^۶ Symmetrized Dot Pattern (SDP)

^۷ Composite Multiscale Permutation Entropy (CMPE)

^۸ Elman Neural Network

^۹ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

^۱ Support Vector Regression (SVR)

^۲ Vibration Signal

^۳ Wavelet

پژوهش ارائه یک چارچوب یکپارچه برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ است که رویکردی متفاوت را برای این مسئله ارائه می‌دهد. در این چارچوب، از روش‌های تجزیه سیگنال به‌عنوان بخشی از یک ساختار داده‌محور با طراحی هدفمند استفاده شده است. همانگونه که از مرور ادبیات فوق قابل فهم است، روش شبکه عصبی برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ به طور قابل توجهی مورد استفاده قرار گرفته است. این مساله نشان‌دهنده این نکته است که روش شبکه عصبی و زیرمجموعه‌های آن در پیش‌بینی RUL بلبرینگ عملکرد مناسبی داشته‌اند. این مقاله مدلی را ارائه می‌کند که با استفاده از یک ساختار شبکه عصبی چندلایه^۷ (MLP) هدفمند به پیش‌بینی RUL می‌پردازد. در مدل ارائه شده، ابتدا داده‌های مربوط به ارتعاش بلبرینگ به چند بخش تقسیم می‌شوند. سپس پنج شاخص انرژی سیگنال، RMS، P2P، چولگی، و کشیدگی برای همه بخش‌ها محاسبه شده که منجر به شکل‌گیری یک سری زمانی جدید خواهد شد. مزیت این سری زمانی جدید این است که تعداد داده‌ها را به شکل چشم‌گیری کاهش می‌دهد، بدون آن که اطلاعات زمانی و الگوهای خرابی ارزشمندی که در سیگنال خام اولیه نهفته است از بین برود. پس از آن، این شاخص‌ها توسط روش EMD تجزیه شده و در نتیجه این تجزیه، رفتارهای خرابی بلندمدت استخراج می‌شوند و بقایای سیگنال تجزیه شده^۸ که روند جامعی از چگونگی ایجاد خرابی را نمایش می‌دهند به عنوان ورودی برای MLP در نظر گرفته می‌شوند تا RUL بلبرینگ پیش‌بینی شود.

به منظور تقویت عملکرد مدل، از یک روش پیش‌بینی ترتیبی استفاده خواهد شد، بدین صورت که در ابتدا فقط باقیمانده‌های حاصل از تجزیه ارتعاشات در جهت افقی وارد یک شبکه عصبی چندلایه خواهند شد تا یک پیش‌بینی اولیه از RUL حاصل شود. سپس این RUL پیش‌بینی شده به عنوان یک ویژگی جدید و تکمیلی به همراه باقیمانده‌های حاصل از تجزیه ارتعاشات در جهت عمودی وارد یک شبکه عصبی چندلایه دیگر خواهند شد تا RUL نهایی پیش‌بینی شود. استفاده از ساختار پیش‌بینی ترتیبی موجب تقویت عملکرد مدل پیشنهادی می‌شود، زیرا خروجی شبکه عصبی اول به‌عنوان یک

کردند. در این روش، ویژگی‌های آنتروپی و ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس با استفاده از یک خودمرزگذار تغییرپذیر^۱ مقید به تحلیل مؤلفه‌های اصلی با یکدیگر ادغام شدند تا یک شاخص سلامت ایجاد شود و سپس از یک شبکه عصبی کوانتومی بهبود یافته برای پیش‌بینی RUL استفاده گردید. یین و همکاران (Yin et al., 2025) یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق گروهی^۲ همراه با سازوکار تصحیح خطا برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ پیشنهاد کردند. در این پژوهش، سیگنال‌های ارتعاش با استفاده از فیلتر میانگین متحرک پیش‌پردازش شدند و سپس ویژگی‌های شاخص حوزه زمان از آن‌ها استخراج گردید. در ادامه، یک مدل یادگیری عمیق گروهی متشکل از چندین شبکه برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ به‌کار گرفته شد. شی و همکاران (Shi et al., 2026) یک روش مبتنی بر پیش‌بینی ویژگی‌های چندنسبتی و تصمیم‌گیری چندآستانه‌ای برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ ارائه کردند. در این مطالعه، ویژگی‌های نسبی حوزه زمان برای ایجاد شاخص‌های سلامت و تعیین وضعیت‌های تخریب مورد استفاده قرار گرفتند و سپس یک شبکه LSTM پشته‌ای با اتصالات باقیمانده^۳ برای پیش‌بینی RUL به‌کار گرفته شد. لیو یائوبو و همکاران (Liu et al., 2026) یک روش رگرسیون بردار پشتیبان کمترین مربعات با پهنای باند جهت‌دار تطبیقی^۴ برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ پیشنهاد کردند. در این پژوهش، از تجزیه مد تغییراتی^۵ و همجوشی ویژگی‌های چندبعدی برای استخراج ویژگی‌های شاخص تخریب استفاده شد و در ادامه، یک مدل مبتنی بر هسته ناهمسان واریانس جهت‌دار^۶ برای انجام پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفت.

۳- چارچوب پیشنهادی

با توجه به پژوهش‌های مرور شده، نیاز به یک چارچوب جامع که علاوه بر بهره‌گیری از تکنیک‌های پردازش سیگنال، عملکرد شبکه‌های عصبی را نیز بهبود بخشد، به‌وضوح احساس می‌شود. ازاین‌رو، هدف اصلی این

^۱ Variational Autoencoder

^۲ Deep Ensemble Learning

^۳ Residual Stacked LSTM

^۴ Adaptive Directional Bandwidth Least Squares Support Vector Regression (ADB-LSSVR)

^۵ Variational Mode Decomposition (VMD)

^۶ Directional Heteroscedastic Kernel

^۷ Multilayer Perceptron

^۸ Residual

ویژگی کمکی در اختیار شبکه دوم قرار می‌گیرد. این ویژگی، برآوردی اولیه از وضعیت سلامت بلبرینگ را در اختیار شبکه دوم قرار می‌دهد و امکان بهره‌گیری هم‌زمان از اطلاعات استخراج شده از ارتعاشات افقی و عمودی را فراهم می‌سازد. در نتیجه، شبکه دوم قادر خواهد بود با اتکا به این اطلاعات تکمیلی، روابط پیچیده‌تر میان ویژگی‌های تخریب و RUL را مدل‌سازی کرده و دقت پیش‌بینی را بهبود بخشد.

در واقع، تمایز اصلی روش پیشنهادی با پژوهش‌های حاضر در نحوه سازمان‌دهی دو مرحله‌ای شبکه‌ها و انتقال اطلاعات بین آن‌ها است. در طراحی روش پیشنهادی، تلاش نشده است صرفاً با افزایش پیچیدگی مدل، تعداد لایه‌ها یا تعداد پارامترها، عملکرد پیش‌بینی بهبود یابد. یکی از دیدگاه‌های اصلی این پژوهش آن است که بهبود یک سیستم داده‌محور الزاماً مستلزم استفاده از معماری‌های بسیار پیچیده نیست. در بسیاری از مسائل مهندسی، ایجاد یک ساختار مناسب برای سازمان‌دهی و انتقال اطلاعات میان اجزای شناخته شده می‌تواند به اندازه معرفی یک الگوریتم کاملاً جدید اهمیت داشته باشد. بنابراین، نوآوری این پژوهش را باید در طراحی ساختار مناسب تعامل میان اطلاعات حاصل از دو جهت ارتعاش و تبدیل تدریجی اطلاعات سطح پایین به اطلاعات سطح بالاتر برای پیش‌بینی RUL دانست. همچنین، هدف اصلی پژوهش حاضر صرفاً معرفی یک مدل یادگیری ماشین با عملکرد بالاتر از سایر الگوریتم‌ها نیست، بلکه بررسی این فرضیه است که آیا سازمان‌دهی ترتیبی اطلاعات حاصل از دو جهت ارتعاش و استفاده از تخمین مرحله اول در مرحله دوم می‌تواند نسبت به استفاده مستقل یا ادغام مستقیم اطلاعات، عملکرد پیش‌بینی RUL را بهبود دهد یا خیر.

همچنین قابل ذکر است که چارچوب دو مرحله‌ای پیشنهادی در این پژوهش، تفاوتی بنیادین با روش‌های چندورودی و روش‌های fusion دارد. در یک روش fusion معمول یا یک شبکه چندورودی، اطلاعات حاصل از منابع مختلف معمولاً در یک مرحله یا در یک سطح مشخص به مدل ارائه می‌شوند و شبکه تلاش می‌کند نداشت مستقیم بین مجموعه ورودی‌های ادغام شده و RUL را یاد بگیرد. در مقابل، ساختار پیشنهادی فرآیند ادغام اطلاعات را به‌صورت ترتیبی و سطح بندی شده انجام می‌دهد. در

مرحله اول، اطلاعات حاصل از پنج ویژگی آماری استخراج شده از ارتعاش افقی، پس از تجزیه EMD، وارد شبکه اول شده و یک تخمین اولیه از RUL تولید می‌کنند. بنابراین، تفاوت معماری پیشنهادی با یک fusion مستقیم، صرفاً در وجود دو شبکه نیست؛ بلکه در نحوه تبدیل تدریجی اطلاعات و استفاده از خروجی یک مرحله به‌عنوان اطلاعات سطح بالاتر در مرحله بعدی است. در این ساختار، شبکه دوم از ابتدا وظیفه یادگیری کامل رابطه بین ویژگی‌های ارتعاشی و RUL را بر عهده ندارد، بلکه یک تخمین اولیه از وضعیت تخریب را نیز در اختیار دارد و می‌تواند آن را با توجه به اطلاعات مرحله دوم اصلاح کند. شایان ذکر است که این راهبرد منجر به کشف/نشت اطلاعات^۱ نمی‌شود، زیرا ورودی کمکی شبکه دوم، مقدار واقعی RUL نیست، بلکه صرفاً خروجی پیش‌بینی شده شبکه اول است که تنها بر اساس ویژگی‌های ارتعاش افقی تولید می‌شود. از آنجا که همین فرآیند در هر دو مرحله آموزش و اعتبارسنجی بدون استفاده از مقادیر واقعی RUL تکرار می‌شود، هیچ‌گونه اطلاعاتی از داده‌های آینده در اختیار مدل قرار نمی‌گیرد و بنابراین فرآیند یادگیری همچنان منطبق با اصول استاندارد یادگیری ماشین باقی می‌ماند. همچنین برای بررسی عملکرد مدل، از معیارهای MAE و RMSE استفاده شده است. ساختار کلی مدل ارائه شده در این مقاله در **شکل ۱** نمایش داده شده است.

در ساختار پیشنهادی، شبکه عصبی اول اطلاعات موجود در ارتعاشات افقی را به یک نمایش فشرده از وضعیت سلامت بلبرینگ تبدیل می‌کند. بنابراین شبکه دوم به جای یادگیری مجدد روابط پیچیده موجود در ویژگی‌های افقی، از این نمایش سطح بالا به‌عنوان یک ویژگی کمکی استفاده کرده و ظرفیت خود را بر استخراج اطلاعات تکمیلی موجود در ارتعاشات عمودی متمرکز می‌کند. این ساختار سلسله مراتبی موجب کاهش پیچیدگی نگاشت ورودی-خروجی و بهبود قابلیت تعمیم مدل می‌شود. برخلاف رویکردهای متداول که تمامی ویژگی‌های افقی و عمودی را به‌طور هم‌زمان به یک شبکه واحد وارد می‌کنند، در روش پیشنهادی فرآیند یادگیری به دو مرحله تقسیم شده است. در مرحله نخست، به برآورد اولیه از وضعیت سلامت بلبرینگ پرداخته می‌شود و در

^۱ Information Leakage

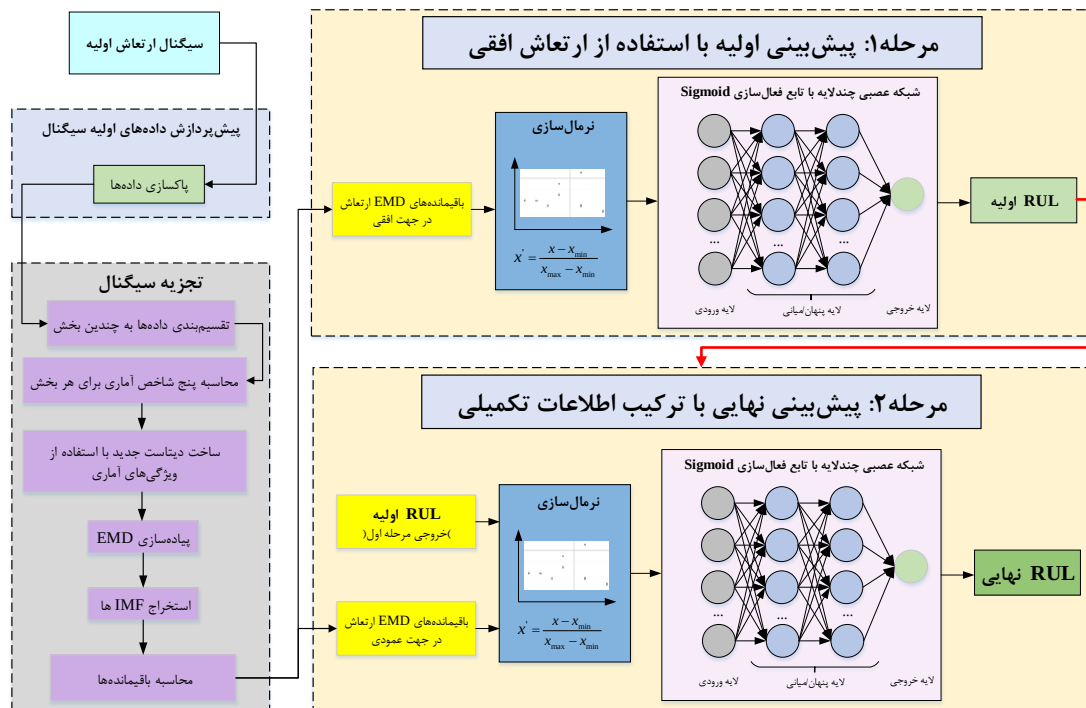
مورد استفاده در سامانه‌های ریلی نیز می‌تواند یکی از زمینه‌های بالقوه برای بررسی بیشتر این چارچوب باشد؛ با این حال، تفاوت میان داده‌های آزمایشگاهی پرونوستیا و داده‌های حاصل از محیط‌های واقعی، از جمله تغییرات بار، تغییرات سرعت، نویز محیطی، تغییر شرایط کاری، و عدم قطعیت یا خطاهای حسگر باید در نظر گرفته شوند.

۳-۱- قطعه‌بندی سیگنال ارتعاش

به‌منظور استخراج ویژگی‌های مرتبط با فرآیند تخریب بلبرینگ، سیگنال ارتعاش اولیه ابتدا به قطعه‌های زمانی با طول ثابت تقسیم می‌شود و سپس پنج شاخص آماری برای هر یک از این بخش‌ها محاسبه می‌شود. در نتیجه، سری زمانی جدیدی مبتنی بر ویژگی‌های آماری تشکیل می‌شود که بیانگر روند تغییرات ویژگی‌ها در طول زمان است. تاکنون، ویژگی‌های آماری متنوعی در حوزه زمان توسط پژوهشگران برای توصیف سیگنال‌های ارتعاش معرفی شده‌اند. در این پژوهش، پنج ویژگی آماری شناخته شده که کارایی آن‌ها در تشخیص عیوب ماشین‌آلات در مطالعات پیشین به اثبات رسیده است، به‌منظور توصیف رفتار تخریب بلبرینگ انتخاب شده‌اند. این ویژگی‌ها در **جدول ۱** ارائه شده‌اند.

مرحله دوم، این برآورد با اطلاعات مستقل حاصل از ارتعاشات عمودی ترکیب می‌شود. این راهبرد امکان یادگیری تدریجی و پالایش مرحله به مرحله پیش‌بینی را فراهم می‌کند و در نتیجه می‌تواند نسبت به یادگیری هم‌زمان تمامی ویژگی‌ها، عملکرد بهتری در مدل‌سازی روند تخریب داشته باشد.

چارچوب پیشنهادی از پتانسیل استفاده در سامانه‌های پایش وضعیت برخوردار است. یکی از این سامانه‌ها، پایش وضعیت بلبرینگ‌های توربین‌های گازی است که در صنایع مختلفی از جمله نیروگاه‌های تولید برق و برخی سامانه‌های پیش‌ران، مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این سامانه‌ها، پایش ارتعاشات پوسته و سایر اجزای دوار می‌تواند اطلاعات ارزشمندی درباره روند تخریب و وضعیت سلامت بلبرینگ‌ها فراهم کند. در چنین سامانه‌ای، می‌توان شرایط تکمیل‌کننده دیگری همچون تغییر بار، نویز محیطی، تغییر شرایط کاری، و خطاهای سنسورها را در نظر گرفت و با استفاده از ویژگی‌های ذکر شده به عنوان ویژگی‌های تکمیلی در کنار تحلیل ارتعاشات که پایه اصلی پایش وضعیت سلامت قطعات دوار است، از چارچوب پیشنهادی به عنوان ابزاری مناسب که پتانسیل خوبی برای استفاده در چنین صنایعی را دارد، استفاده نمود. به‌طور مشابه، پایش وضعیت بلبرینگ‌های



شکل ۱. ساختار کلی مدل ارائه شده.

Figure 1. Overall architecture of the proposed framework.

جدول ۱. ویژگی‌های آماری

Table 1. Statistical features

نام ویژگی	رابطه
جذر میانگین مربعات (RMS): معیاری برای بیان شدت نوسانات یک فرآیند تصادفی مدوله شده است (Bhanushali et al., 2025).	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^{(j)})^2}$
انرژی سیگنال (SE): انرژی سیگنال معیاری برای بیان میزان کل انرژی موجود در سیگنال در طول مدت ثبت آن بوده و شدت کلی ارتعاشات را نشان می‌دهد (Chen et al., 2024).	$SE = \sum_{i=1}^n (x_i^{(j)})^2$
چولگی (SW): چولگی که بر پایه گشتاور مرتبه سوم محاسبه می‌شود، معیاری برای سنجش میزان عدم تقارن توزیع احتمال دامنه سیگنال نسبت به مقدار میانگین است. تغییرات این شاخص می‌تواند بیانگر تغییر در الگوی ارتعاشات و بروز رفتارهای غیرعادی ناشی از پیشرفت عیب در ماشین‌آلات باشد (Tajiani & Vatn, 2023).	$SW = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i^{(j)} - \mu^{(j)})^3}{(n-1)\sigma^3}$
کشیدگی (KT): کشیدگی که بر پایه گشتاور مرتبه چهارم و به‌صورت نرمال شده محاسبه می‌شود، معیاری برای سنجش میزان تیزی (قله‌مندی) توزیع احتمال دامنه سیگنال است. افزایش مقدار این شاخص معمولاً بیانگر وقوع پیک‌های ناگهانی و ضربه‌های گذرا در سیگنال ارتعاش بوده و از این‌رو، یکی از ویژگی‌های مؤثر در تشخیص عیوب ماشین‌آلات محسوب می‌شود (Tajiani & Vatn, 2023).	$KT = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i^{(j)} - \mu^{(j)})^4}{(n-1)\sigma^4}$
پیک‌به‌پیک (P2P): پیک‌به‌پیک به اختلاف بین بیشترین و کمترین مقدار دامنه سیگنال اطلاق می‌شود و معیاری برای سنجش میزان تغییرات کلی دامنه ارتعاشات است. افزایش این شاخص معمولاً نشان‌دهنده تشدید ارتعاشات و وقوع ناهنجاری‌ها یا پیشرفت عیب در تجهیزات دوار است (Bhanushali et al., 2025).	$P2P = \max(x_1^{(j)}, \dots, x_n^{(j)}) - \min(x_1^{(j)}, \dots, x_n^{(j)})$

آنکه لزوماً اطلاعات مفیدتری برای مدل‌سازی روند طول عمر ایجاد کند.

۳-۲- تجزیه مد ذاتی (EMD)

تجزیه مد ذاتی یک روش پردازش سیگنال کاملاً داده‌محور است که یک سیگنال ارتعاش پیچیده را به مجموعه‌ای از مؤلفه‌های نوسانی به همراه یک مؤلفه باقیمانده تجزیه می‌کند. مؤلفه‌های نوسانی استخراج شده با عنوان توابع مد ذاتی یا همان IMFها شناخته می‌شوند که عموماً ویژگی‌های فرکانس بالای سیگنال را نمایش می‌دهند، در حالی که مؤلفه باقیمانده بیانگر روند فرکانس پایین آن است. برای آنکه یک مؤلفه به عنوان یک IMF در نظر گرفته شود، باید دو شرط اساسی را برآورده سازد. نخست، در سراسر سیگنال، تعداد نقاط عبور از صفر و تعداد نقاط اکسترمم (بیشینه‌ها و کمینه‌ها) باید برابر بوده یا حداکثر به اندازه یک واحد با یکدیگر اختلاف داشته باشند و دوم، مقدار میانگین پوش‌های بالایی و پایینی که از درون‌یابی بیشینه‌ها و کمینه‌های محلی به‌دست می‌آیند، باید برابر با صفر باشد (Tajiani & Vatn, 2023).

انتخاب این پنج ویژگی در این پژوهش به‌صورت هدفمند و با در نظر گرفتن ماهیت سیگنال‌های ارتعاشی و هدف اصلی پژوهش، یعنی استخراج روند تخریب و پیش‌بینی RUL، انجام شده است. این ویژگی‌ها هر یک جنبه متفاوتی از رفتار آماری و دامنه‌ای سیگنال را توصیف می‌کنند که در **جدول ۱** نیز به آن اشاره شده است. از این رو، این مجموعه ویژگی می‌تواند به‌صورت مکمل، تغییرات سطح ارتعاش، دامنه نوسانات، انرژی، شکل توزیع و رفتارهای ضربه‌ای ناشی از توسعه خرابی را پوشش دهد. در انتخاب این ویژگی‌ها، تمرکز اصلی بر ویژگی‌های حوزه زمان بوده است؛ زیرا هدف این پژوهش تشخیص یک مؤلفه منفرد خرابی یا شناسایی فرکانس مشخص یک عیب نیست، بلکه استخراج یک شاخص سلامت وابسته به زمان برای مدل‌سازی روند تخریب و پیش‌بینی RUL است. ویژگی‌های حوزه فرکانس، Wavelet، Envelope Spectrum و Entropy نیز می‌توانند در مسائل تشخیص عیب و استخراج شاخص سلامت مفید باشند. با این وجود، افزودن تعداد زیادی ویژگی از حوزه‌های مختلف می‌تواند موجب افزایش ابعاد ورودی، افزایش پیچیدگی مدل و ورود اطلاعات بالقوه زائد شود، بدون

وجود نقاط قوت اشاره شده برای این روش، این روش نیز مانند تمامی روش‌های تجزیه سیگنال و روش‌های یادگیری ماشین، دارای محدودیت‌ها و نقاط ضعفی است که ممکن است عملکرد روش را به چالش بکشند. یکی از این محدودیت‌ها این است که EMD ذاتاً می‌تواند تحت تأثیر نویز و پدیده‌هایی مانند mode mixing قرار گیرد و این موضوع به‌عنوان یکی از محدودیت‌های بالقوه این روش پذیرفته شده است و فرض نشده است که EMD در تمامی شرایط سیگنال عملکرد یکسانی دارد.

روش‌های تجزیه سیگنال، بسته به مبنای ریاضی و نحوه انجام تجزیه، الزاماً خروجی یکسانی تولید نمی‌کنند. به‌عنوان مثال، EEMD و CEEMDAN نیز بر مبنای چارچوب EMD، مجموعه‌ای از IMF و یک Residual تولید می‌کنند؛ در Wavelet Transform، سیگنال به ضرایب جزئیات^۲ در مقیاس‌های مختلف و ضرایب تقریب^۳ تجزیه می‌شود؛ در VMD، سیگنال به چند مد باند-محدود با فرکانس‌های مرکزی متفاوت تفکیک می‌شود؛ و در FBM، سیگنال بر اساس مؤلفه‌های سینوسی با فرکانس‌های مشخص نمایش داده می‌شود، بدون آنکه ساختار IMF و Residual مربوط به EMD را داشته باشد. همچنین روش‌هایی مانند STFT عمدتاً یک نمایش زمان-فرکانس از سیگنال ارائه می‌کنند و خروجی آن‌ها لزوماً مجموعه‌ای از مؤلفه‌های زمانی مستقل مشابه EMD نیست. بنابراین، نوع و تعداد خروجی‌های حاصل از تجزیه، مستقیماً به روش انتخاب شده وابسته است.

۳-۳- شبکه عصبی چندلایه

MLP یکی از روش‌های ML است که به دلیل عملکرد مناسب مورد توجه محققان قرار گرفته است. یکی از مزیت‌های اصلی MLP، مواجهه با رفتارهای غیرایستا و غیرخطی است. از آنجایی که رفتار خرابی و روند فرسایش و زوال بلبرینگ‌ها غیرایستا و غیرخطی است، MLP در پیش‌بینی RUL بلبرینگ عملکرد بسیار مناسبی داشته است؛ به طوری که محققان زیادی در سال‌های اخیر از این روش و همچنین مشتقات آن برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ استفاده کرده‌اند

(Alexandridis & Zapanis, 2013)

برقراری این شرایط تضمین می‌کند که هر IMF متناظر با یک مد نوسانی از نظر فیزیکی معنادار بوده و دارای ویژگی‌های محلی مشخص و قابل تفسیر باشد.

فرآیند تجزیه از طریق یک روند تکرارشونده موسوم به الگودن^۱ انجام می‌شود. در ابتدای هر تکرار، تمامی بیشینه‌ها و کمینه‌های محلی سیگنال شناسایی شده و از آن‌ها برای تشکیل پوش‌های بالایی و پایینی استفاده می‌شود. سپس، میانگین این دو پوش محاسبه شده و از سیگنال کسر می‌گردد تا یک مؤلفه کاندید حاصل شود. چنانچه مؤلفه حاصل معیارهای لازم برای IMF بودن را برآورده کند، به‌عنوان یک IMF استخراج می‌شود. پس از آن، سیگنال باقیمانده به‌عنوان ورودی جدید در نظر گرفته شده و همین فرآیند مجدداً بر روی آن اعمال می‌شود. این عملیات تکراری تا زمانی ادامه می‌یابد که مؤلفه باقیمانده به یک روند یکنواخت تبدیل شود یا دیگر هیچ اطلاعات نوسانی قابل استخراجی در سیگنال وجود نداشته باشد. به دلیل ماهیت تطبیقی، روش EMD برای تحلیل سیگنال‌های غیرخطی و نامانای بسیار مناسب بوده و از این رو به‌عنوان یکی از ابزارهای پرکاربرد در پایش وضعیت و کاربردهای پیش‌آگاهی خرابی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در نتیجه، سیگنال اولیه که با X نمایش داده می‌شود، به‌صورت زیر قابل بیان است (Zhou & Tang, 2023):

$$X = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i + \text{res} \quad (1)$$

در رابطه (۱)، IMF_i بیانگر i امین تابع مد ذاتی و res نشان‌دهنده مؤلفه باقیمانده است. یکی از مهم‌ترین مزایای روش EMD، توانایی آن در جداسازی تطبیقی مؤلفه‌های سیگنال بدون نیاز به اعمال هیچ‌گونه فرضی درباره خطی بودن یا ایستا بودن سیگنال است. این ویژگی موجب می‌شود که EMD برای تحلیل سیستم‌های مهندسی، که پاسخ‌های دینامیکی آن‌ها غالباً غیرخطی بوده و در طول زمان دستخوش تغییر می‌شوند، از کارایی بالایی برخوردار باشد. با تجزیه سیگنال به چندین مد نوسانی، ضمن حفظ روند بلندمدت آن، امکان استخراج اطلاعات مرتبط با فرآیند تخریب فراهم شده و مبنایی قابل اعتماد برای تولید ویژگی‌های مؤثر و پیش‌بینی RUL ارائه می‌دهد. با

² Detail

³ Approximation

¹ Sifting

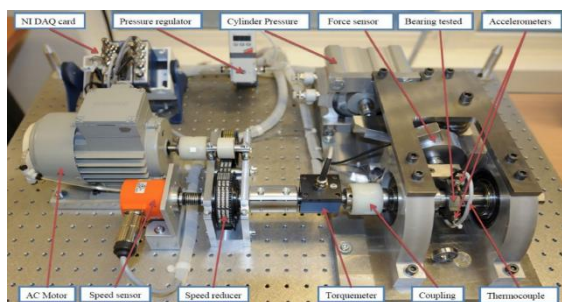
پس‌انتشار خطا^۲ استفاده می‌شود. این الگوریتم با انتشار معکوس اطلاعات مربوط به خطا از لایه خروجی به لایه‌های پیشین، میزان سهم هر یک از وزن‌های شبکه را در خطای کلی پیش‌بینی تعیین می‌کند. حساسیت تابع هزینه نسبت به پارامترهای شبکه از طریق محاسبه مشتقات جزئی متناظر، مطابق رابطه (۳)، ارزیابی می‌شود. این مشتقات، اطلاعات گرایان مورد نیاز برای هدایت فرآیند بهینه‌سازی را فراهم کرده و جهت مناسب برای به‌روزرسانی وزن‌های شبکه را مشخص می‌کنند.

$$\frac{\partial L}{\partial \theta} = -\frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial \theta} \quad (3)$$

در رابطه (۳)، θ بیانگر هر یک از وزن‌های مجهول شبکه عصبی است. همان‌گونه که در **شکل ۳** نشان داده شده است، در شبکه عصبی دو نوع وزن به‌کار گرفته می‌شود که شامل w_{ij} و v_j هستند و به ترتیب وزن‌های اتصالات لایه ورودی و لایه خروجی را نشان می‌دهند. مشتقات جزئی متناظر با این دو دسته از وزن‌ها، به ترتیب، مطابق روابط (۴) و (۵) محاسبه می‌شوند.

$$\frac{\partial \hat{y}_i}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial f(\sum_{i=1}^I w_{ij} x_i)}{\partial w_{ij}} = x_i f'(\sum_{i=1}^I w_{ij} x_i) \quad (4)$$

$$\frac{\partial \hat{y}_i}{\partial v_j} = \frac{\partial f(\sum_{j=1}^J v_j o_j)}{\partial v_j} = o_j f'(\sum_{j=1}^J v_j o_j) \quad (5)$$



شکل ۳. نحوه جمع‌آوری داده‌های مجموعه داده بلبرینگ پرونوستیا.

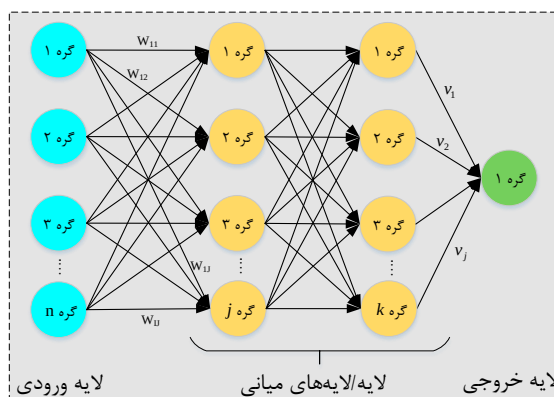
Figure 3. Data acquisition process of the PRONOSTIA bearing dataset.

بر اساس گرایان‌های محاسبه شده، وزن‌های شبکه به‌روزرسانی می‌شوند. در هر تکرار از فرآیند آموزش، وزن‌ها در جهتی مخالف گرایان تابع هزینه اصلاح می‌شوند تا خطای پیش‌بینی کاهش یابد. مقدار به‌روزرشده

Yousuf et al., 2022; Behera & Misra, 2023

(Zhuang et al., 2021; Zhou & Tang, 2023).

شکل ۲ نمای کلی از ساختار MLP است.



شکل ۲. ساختار کلی شبکه عصبی چند لایه.

Figure 2. Architecture of the multilayer perceptron.

همانگونه که در **شکل ۲** قابل مشاهده است، این شبکه از سه لایه کلی تشکیل شده است که شامل یک لایه ورودی، یک (یا چند) لایه پنهان و یک (یا چند) لایه خروجی است. متغیرهای مساله از طریق لایه ورودی وارد شبکه می‌شوند. لایه (لایه‌های) پنهان شامل نورون‌ها/گره‌های پنهان است که به پردازش‌های میانی می‌پردازند. لایه خروجی با استفاده از اطلاعات لایه پنهان، پیش‌بینی را انجام می‌دهد. برای تابع $f(x)$ که در اصل همان تابع تحریک یا تابع فعال‌سازی است می‌توان از توابع گوناگونی مانند ReLU, SeLU, Tanh و ... استفاده نمود که بسته به نوع تابع استفاده شده، نتایج حاصل از شبکه عصبی می‌تواند متفاوت باشد. در طول فرآیند آموزش، مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه با مقادیر واقعی هدف مقایسه شده و میزان اختلاف میان آن‌ها با استفاده از یک تابع هزینه از پیش تعریف شده اندازه‌گیری می‌شود. در مسئله RUL، معمولاً از میانگین مربعات خطا یا همان MSE^۱ به عنوان تابع هدف استفاده می‌شود که مطابق رابطه (۲) بیان شده است.

$$L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

فرآیند بهینه‌سازی با هدف کمینه‌سازی این خطا، از طریق تنظیم تکراری پارامترهای شبکه در طول مرحله آموزش انجام می‌شود. برای دستیابی به این هدف، از الگوریتم

^۲ Backpropagation

^۱ Mean Squared Error

از سیگنال ارتعاش افقی پنج ویژگی ذکر شده در مقاله استخراج می‌شوند. با مرتب کردن مقدار هر ویژگی در طول زمان، پنج سری زمانی تخریب تشکیل می‌شود. سپس EMD به صورت جداگانه روی هر یک از این پنج سری زمانی اعمال شده و مؤلفه Residual آن‌ها استخراج می‌شود. بنابراین در لحظه k بردار ورودی شبکه عصبی اول به صورت رابطه (۹) تعریف می‌شود:

$$\mathbf{r}_H(k) = [r_{RMS}^H(k), r_{P2P}^H(k), r_{SE}^H(k), r_{SW}^H(k), r_{KT}^H(k)] \quad (9)$$

$\in R^5$

پس از نرمال سازی، این بردار پنج بعدی به شبکه اول با ساختار ۱-۴۴-۵ وارد می‌شود و خروجی اسکالر آن مطابق رابطه (۱۰) است.

$$\overline{RUL}^{(1)}(k) = f_1(\mathbf{r}_H(k)) \quad (10)$$

در ادامه، این برآورد اولیه به عنوان یک ویژگی سطح بالا و مکمل، همراه با باقیمانده‌های استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاشی در جهت عمودی، به شبکه عصبی دوم منتقل می‌شوند. در مرحله دوم، ورودی شبکه عصبی به صورت رابطه (۱۱) خواهد بود.

$$\mathbf{Z}_2(k) = [\mathbf{r}_V(k), \overline{RUL}^{(1)}] \in R^6 \quad (11)$$

بردار شش بعدی فوق، ورودی شبکه دوم با ساختار ۱-۴۴-۶ بوده و خروجی آن RUL نهایی است. شبکه دوم با بهره‌گیری از این اطلاعات تکمیلی، پیش‌بینی نهایی RUL را مطابق رابطه (۱۲) ارائه می‌دهد.

$$\overline{RUL} = f_2(\mathbf{Z}_2(k)) = f_2(\mathbf{r}_V(k), \overline{RUL}^{(1)}) \quad (12)$$

در روابط (۹) و (۱۱)، بردار پنج بعدی باقیمانده‌های استخراج شده از ارتعاشات افقی، بردار پنج بعدی باقیمانده‌های استخراج شده از ارتعاشات عمودی، $\overline{RUL}^{(1)}$ ، پیش‌بینی اولیه RUL، $\overline{RUL}$ پیش‌بینی نهایی RUL، و $f_i(x)$ بیانگر تابع فعال‌سازی/تحریک است که در این پژوهش برای هر دو شبکه اول و دوم از تابع فعال‌سازی Sigmoid استفاده شد.

۴- مجموعه داده

داده‌های مورد استفاده در این مقاله از آزمایش بلبرینگ پرونوستیا^۴ که توسط مؤسسه FEMTO-ST توسعه یافته

وزن‌های w_{ij} و v_j به ترتیب، مطابق روابط (۶) و (۷)، محاسبه می‌شوند (Li et al., 2022).

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \alpha \frac{\partial L}{\partial w_{ij}} \quad (6)$$

$$v_j(t+1) = v_j(t) - \alpha \frac{\partial L}{\partial v_j} \quad (7)$$

که روابط بالا، α نشان‌دهنده نرخ یادگیری^۱ و t بیانگر t امین گام/مرحله آموزش است. نرخ یادگیری، میزان تغییر اعمال شده بر وزن‌ها را در هر مرحله از فرآیند بهینه‌سازی کنترل می‌کند. فرآیند آموزش طی چندین دوره آموزشی^۲ تکرار می‌شود تا یکی از معیارهای توقف از پیش تعیین شده برآورده شود. معیارهای توقف می‌توانند شامل دستیابی به یک آستانه مشخص برای خطا، مشاهده تغییرات ناچیز در پارامترهای شبکه، یا تکمیل تعداد از پیش تعیین شده‌ای از دوره‌های آموزشی باشند. در نتیجه تعامل تکرارشونده الگوریتم پس‌انتشار خطا و روش گرادین کاهشی، شبکه عصبی به تدریج رابطه میان ویژگی‌های استخراج شده مرتبط با فرآیند تخریب و مقادیر RUL را فرا می‌گیرد و در نهایت قادر به ارائه پیش‌بینی‌هایی با قابلیت اطمینان بالا خواهد بود.

۳-۴- پیش‌بینی RUL

در این مقاله، هدف اصلی چارچوب پیشنهادی ارائه پیش‌بینی قابل اعتماد از RUL بلبرینگ است. مقدار RUL به طور مستقیم بر اساس زمان عملکرد تا خرابی^۳ تعیین می‌شود. به طور مشخص، RUL به صورت اختلاف بین کل زمان عملکرد تا وقوع خرابی و زمان عملکرد جاری تعریف می‌شود که مطابق رابطه (۸) بیان شده است (Zhou & Tang, 2023).

$$RUL = T_{total} - t_{current} \quad (8)$$

که در رابطه بالا، T_{total} کل زمان عملکرد بلبرینگ تا رسیدن به خرابی را نشان می‌دهد و $t_{current}$ بیانگر زمان عملکرد متناظر با لحظه جاری است. در چارچوب پیشنهادی، ابتدا باقیمانده‌های استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاشی در جهت افقی به شبکه عصبی اول وارد می‌شوند. بدین منظور، برای هر رکورد زمانی k ، ابتدا

^۱ Learning rate

^۲ Epoch

^۳ Run-to-Failure

^۴ PRONOSTIA

است، استخراج شده‌اند که در **شکل ۳** نحوه انجام آزمایش نشان داده شده است (Y. Zhu et al., 2023). این مجموعه داده شامل ۱۷ بلبرینگ با رویکرد "زمان عملکرد تا خرابی" است که تحت سه شرایط کاری متفاوت مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. خلاصه این شرایط کاری در **جدول ۲** ارائه شده است. هر یک از شرایط کاری با ترکیب مشخصی از سرعت دورانی و فشار تعریف می‌شود که امکان بررسی رفتار بلبرینگ را تحت شرایط کاری مختلف از نظر تنش فراهم می‌کند. فرکانس نمونه‌برداری برابر با ۲۵/۶ کیلو هرتز بوده و در هر مرحله نمونه برداری ۲۵۶۰ داده ثبت می‌شود. هر نوبت اندازه‌گیری به مدت ۰/۱ ثانیه انجام شده و فرآیند نمونه برداری در فواصل زمانی منظم ۱۰ ثانیه‌ای تکرار می‌شود (Nie et al., 2022).

جدول ۲ صرفاً نحوه تقسیم بلبرینگ‌ها تحت سه شرایط عملیاتی مختلف را نشان می‌دهد و خود مجموعه داده پرونوستیا مستقیماً خروجی آماده‌ای برای ورود به روش حل ارائه نمی‌کند. داده‌های اولیه این مجموعه داده شامل شتاب ارتعاشی اندازه‌گیری شده در دو جهت افقی و عمودی بلبرینگ است. به‌طور مشخص، در این مجموعه داده، ارتعاش بلبرینگ با استفاده از دو شتاب‌سنج در راستاهای افقی و عمودی اندازه‌گیری شده است. بنابراین، داده‌های موجود شتاب ارتعاشی هستند و نشان‌دهنده جابه‌جایی یا سرعت ارتعاش نیستند. اندازه شتاب بر حسب شتاب گرانش (g) بیان شده است؛ به طوری که $1g$ تقریباً معادل $9/8$ متر بر مجذور ثانیه است. به‌عنوان نمونه، برای بلبرینگ ۱-۱، مجموعه داده اولیه شامل توالی زمانی اندازه‌گیری‌های شتاب ارتعاشی در دو جهت افقی و عمودی است. هر نمونه اندازه‌گیری شامل ۲۵۶۰ مقدار شتاب افقی و ۲۵۶۰ مقدار شتاب عمودی است که وضعیت دینامیکی بلبرینگ را در یک بازه ۰/۱ ثانیه‌ای و در یک لحظه مشخص از روند تخریب نشان می‌دهد. از آنجا که اندازه‌گیری‌ها هر ۱۰ ثانیه یک‌بار انجام شده‌اند، این رکوردها در طول عمر بلبرینگ یک توالی زمانی از وضعیت ارتعاشی آن ایجاد می‌کنند.

نکته مهم دیگر این است که این مجموعه داده دارای ستون RUL نیست. بنابراین، RUL به‌صورت مستقیم از داده خام دریافت نشده است، بلکه با استفاده از اطلاعات زمانی مربوط به هر رکورد ایجاد شده است. برای هر بلبرینگ، ابتدا زمان متناظر با هر رکورد اندازه‌گیری مشخص شده و

سپس RUL آن رکورد بر اساس اختلاف بین زمان متناظر با لحظه فعلی و زمان پایان عمر بلبرینگ محاسبه شده است. بنابراین، هر نمونه از داده دارای یک مقدار RUL متناظر می‌شود. در نتیجه، ستون RUL ایجاد شده در واقع برچسب هدف مدل است و یک کمیت اندازه‌گیری شده توسط حسگر پرونوستیا محسوب نمی‌شود. پس از ایجاد برچسب RUL، ستون‌های مربوط به زمان که صرفاً برای تعیین موقعیت زمانی هر رکورد و محاسبه RUL مورد استفاده قرار گرفته بودند، از داده مورد استفاده در مدل حذف می‌شوند. بنابراین، ساختار اصلی داده اولیه مورد استفاده در این پژوهش شامل سه ویژگی است که عبارت‌اند از: ارتعاش عمودی، ارتعاش افقی، و عمر مفید باقیمانده (RUL). با این حال، این سه ستون مستقیماً به شبکه عصبی وارد نمی‌شوند. سیگنال‌های خام افقی و عمودی ابتدا به قطعات با طول ثابت تقسیم شده و از هر قطعه پنج ویژگی آماری ذکر شده در این مقاله استخراج می‌شود. سپس هر یک از این ویژگی‌ها با استفاده از EMD تجزیه شده و Residual استخراج می‌شود. در نهایت، ورودی عددی شبکه عصبی مرحله اول، شامل پنج Residual حاصل از ویژگی‌های ارتعاش افقی است و دوم، پنج Residual حاصل از ویژگی‌های ارتعاش عمودی به همراه RUL اولیه مرحله اول به شبکه عصبی دوم داده می‌شوند و خروجی شبکه دوم RUL نهایی است.

۵- نتایج عددی و پیاده‌سازی

در این بخش، چارچوب پیشنهادی بر روی مجموعه داده پرونوستیا که در **بخش ۳** معرفی شد، پیاده‌سازی شده و نتایج عددی حاصل از آن ارائه می‌شود. بلبرینگ ۱-۱، بلبرینگ ۲-۱، و بلبرینگ ۳-۱ به‌طور انحصاری برای آموزش مدل، بلبرینگ ۱-۲، بلبرینگ ۲-۲، و بلبرینگ ۳-۲ برای اعتبارسنجی، و بلبرینگ‌های ۱-۳ تا ۷-۱، ۲-۳ تا ۷-۲ و ۳-۳ به‌عنوان مجموعه تست مستقل در نظر گرفته شده‌اند. بنابراین، هیچ رکوردی از یک بلبرینگ مشخص میان دو مجموعه مختلف توزیع نشده است. این راهبرد به مدل امکان می‌دهد تا ویژگی‌های تخریب را در شرایط عملیاتی مختلف فرا گرفته و در نتیجه، استحکام و قابلیت تعمیم چارچوب توسعه یافته برای پیش‌بینی RUL

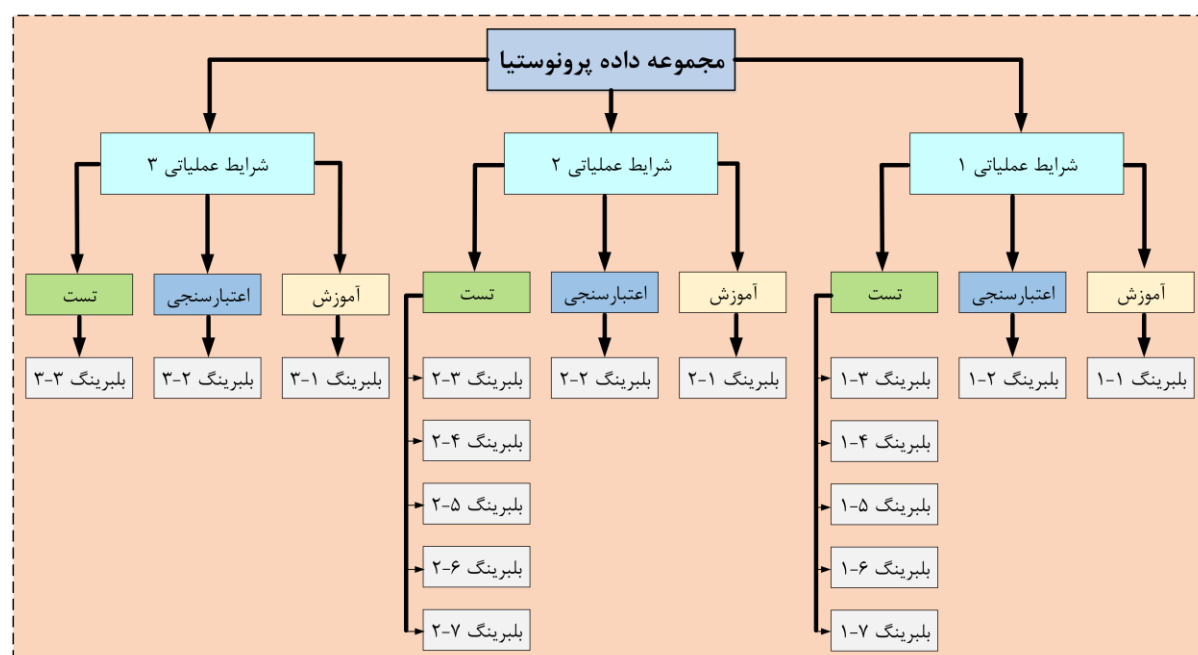
را بهبود بخشد. **شکل ۴** فهرست دقیق بلبرینگ‌های هر مجموعه را نشان می‌دهد.

همان‌گونه که در **بخش ۳** بیان شد، مؤلفه‌های باقیمانده روند بلندمدت تخریب بلبرینگ را منعکس می‌کنند و به همین دلیل اطلاعات ارزشمندی درباره وضعیت سلامت تجهیز به منظور تخمین RUL فراهم می‌سازند. به منظور برقراری ارتباط میان مجموعه ویژگی‌های استخراج شده از مؤلفه‌های باقیمانده و مقادیر RUL، یک شبکه عصبی

جدول ۲. مجموعه داده پرونوستیا

Table 2. The PRONOSTIA bearing dataset

شرایط عملیاتی ۱	شرایط عملیاتی ۲	شرایط عملیاتی ۳
سرعت (r/min) ۱۸۰۰	۱۶۵۰	۱۵۰۰
فشار (نیوتون) ۴۰۰۰	۴۲۰۰	۵۰۰۰
مجموعه آموزش	بلبرینگ ۱-۱	بلبرینگ ۱-۲
	بلبرینگ ۲-۱	بلبرینگ ۲-۲
مجموعه تست	بلبرینگ ۳-۱	بلبرینگ ۳-۲
	بلبرینگ ۴-۱	بلبرینگ ۴-۲
	بلبرینگ ۵-۱	بلبرینگ ۵-۲
	بلبرینگ ۶-۱	بلبرینگ ۶-۲
	بلبرینگ ۷-۱	بلبرینگ ۷-۲



شکل ۴. ساختار اصلی داده‌های پرونوستیا و نحوه تخصیص بلبرینگ‌ها به مجموعه‌های آموزش، اعتبارسنجی، و تست.

Figure 4. Structure of the PRONOSTIA dataset and allocation of bearings to the training, validation, and test sets.

به منظور تنظیم پارامترهای مدل، مقادیر مختلفی برای پارامترهای شبکه مورد ارزیابی قرار گرفت و در نهایت، پیکربندی نهایی شبکه شامل تعداد گره‌های لایه پنهان، نرخ یادگیری، اندازه دسته^۱ و تعداد دوره‌های آموزشی بر اساس کمترین خطای اعتبارسنجی انتخاب شد. از آنجا که پنج ویژگی آماری در هر دو جهت افقی و عمودی از سیگنال‌های ارتعاشی اندازه‌گیری شده استخراج می‌شوند، لایه ورودی شبکه اول شامل ۵ نورون خواهد بود که باقیمانده‌های حاصل از تجزیه ارتعاش در جهت افقی هستند. برای شبکه عصبی دوم، لایه ورودی شامل ۶ نورون خواهد بود که ۵ نورون مربوط به باقیمانده‌های حاصل از تجزیه ارتعاش در جهت عمودی هستند و یک نورون مربوط به خروجی شبکه عصبی اول است. همچنین، یک لایه پنهان برای هر دو شبکه عصبی اول و دوم با ۶۴ نورون پیکربندی شده و لایه خروجی هر دو شبکه از یک نورون تشکیل شده است. پس از اعمال نرمال‌سازی کمترین-بیشترین^۲ بر روی ویژگی‌های ورودی، مدل با نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ و اندازه دسته ۳۲ آموزش داده شد. به منظور افزایش پایداری در همگرایی و بهبود عملکرد پیش‌بینی، از بهینه‌ساز Adam در فرآیند آموزش استفاده شد. علاوه بر این، برای کاهش بیش‌برازش^۳، نرخ دراپ‌اوت^۴ برابر با ۰/۲ در نظر گرفته شد. تمامی آزمایش‌ها با استفاده از نرم افزار پایتون، ورژن Python 3.11 نسخه ۶۴ بیتی، و بر روی سیستم عامل Windows 11 پیاده‌سازی شدند. همچنین، برای هر دو شبکه اول و دوم از تابع فعال‌سازی Sigmoid استفاده شد.

بر خلاف شباهت ساختار و پیکربندی هر دو شبکه، تعداد پارامترهای قابل آموزش در هر یک از آنان یکسان نیست. منظور از پارامترهای قابل آموزش، تمامی وزن‌ها و بایاس‌هایی است که در طول فرآیند آموزش توسط الگوریتم Adam و بر اساس کمینه‌سازی تابع خطا به‌روزرسانی می‌شوند. شبکه عصبی اول دارای ساختار ۱-۶۴-۵ است؛ به این معنا که شامل ۵ نورون ورودی، یک لایه پنهان با ۶۴ نورون و یک نورون خروجی است. در این شبکه، اتصال بین لایه ورودی و لایه پنهان شامل

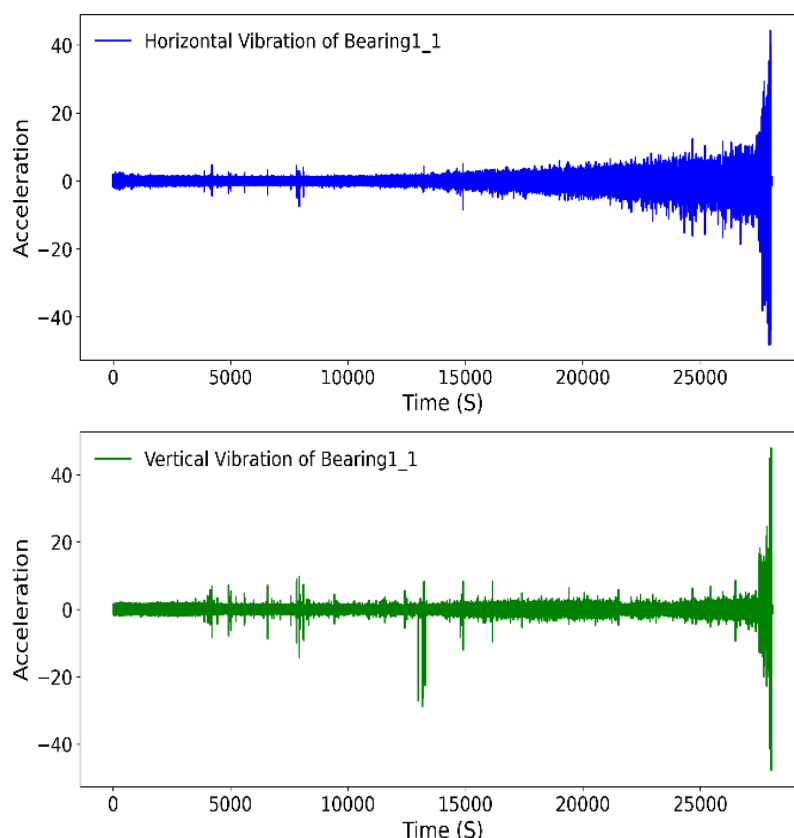
۳۲۰ وزن و ۶۴ بایاس بوده و اتصال بین لایه پنهان و لایه خروجی نیز شامل ۶۴ وزن و یک بایاس است. بنابراین، تعداد کل پارامترهای قابل آموزش شبکه اول برابر با ۴۴۹ پارامتر است. شبکه عصبی دوم دارای ساختار ۱-۶۴-۶ بوده و شامل ۶ نورون ورودی، یک لایه پنهان با ۶۴ نورون و یک نورون خروجی است. در این شبکه، ۳۸۴ وزن و ۶۴ بایاس در اتصال ورودی به لایه پنهان و ۶۴ وزن و یک بایاس در اتصال لایه پنهان به خروجی وجود دارد؛ در نتیجه، تعداد کل پارامترهای قابل آموزش شبکه دوم برابر با ۵۱۳ پارامتر است. در مجموع، چارچوب دو مرحله‌ای پیشنهادی دارای ۹۶۲ پارامتر قابل آموزش است که بین دو شبکه عصبی توزیع شده‌اند.

سیگنال‌های ارتعاش مربوط به بلبرینگ ۱-۱ در **شکل ۵** نشان داده شده‌اند. با توجه به سیگنال‌های ارائه شده، تغییرات الگوهای ارتعاش در هر دو جهت افقی و عمودی به وضوح قابل مشاهده است. در بلبرینگ ۱-۱، سیگنال ارتعاش در جهت افقی از میانه عمر کاری بلبرینگ روندی تدریجی و افزایشی را نشان می‌دهد که تا زمان خرابی ادامه می‌یابد. در مقابل، سیگنال ارتعاش در جهت عمودی افزایش ناگهانی دامنه را در نزدیکی پایان عمر بلبرینگ نشان می‌دهد. علاوه بر این، نوسانات گذرا و نامنظم متعددی نیز در سراسر سیگنال عمودی مشاهده می‌شود. به منظور آشکارسازی بهتر ویژگی‌های زمانی مرتبط با فرآیند تخریب که در سیگنال‌های خام نهفته هستند، تحلیل در دامنه زمانی از طریق استخراج ویژگی‌های آماری از سیگنال‌های ارتعاشی قطعه‌بندی شده انجام می‌شود. هر سیگنال ارتعاش که در بازه زمانی ثابت ۰/۱ ثانیه ثبت شده است، به عنوان یک قطعه داده مستقل در نظر گرفته می‌شود. بر این اساس، برای بلبرینگ ۱-۱ در مجموع ۲۸۰۳ قطعه به‌دست می‌آید. با توجه به تفاوت در مدت زمان عملکرد بلبرینگ‌ها، تعداد قطعه‌های حاصل برای بلبرینگ ۱-۲ و بلبرینگ ۱-۳ به ترتیب برابر با ۹۱۱ و ۵۱۵ است. این نمونه‌های قطعه‌بندی شده، در مجموع یک مجموعه داده جدید را تشکیل می‌دهند که در آن، هر قطعه با ویژگی‌های آماری استخراج شده از دامنه زمانی متناظر سیگنال ارتعاش توصیف شده و مبنای تحلیل‌های بعدی قرار می‌گیرد. به منظور جلوگیری از افزایش بیش از حد حجم مقاله و تعدد شکل‌ها، روند تغییرات ویژگی‌های آماری تنها برای سیگنال‌های ارتعاش در جهت افقی

^۱ Batch Size^۲ Min-Max^۳ Overfitting^۴ Dropout

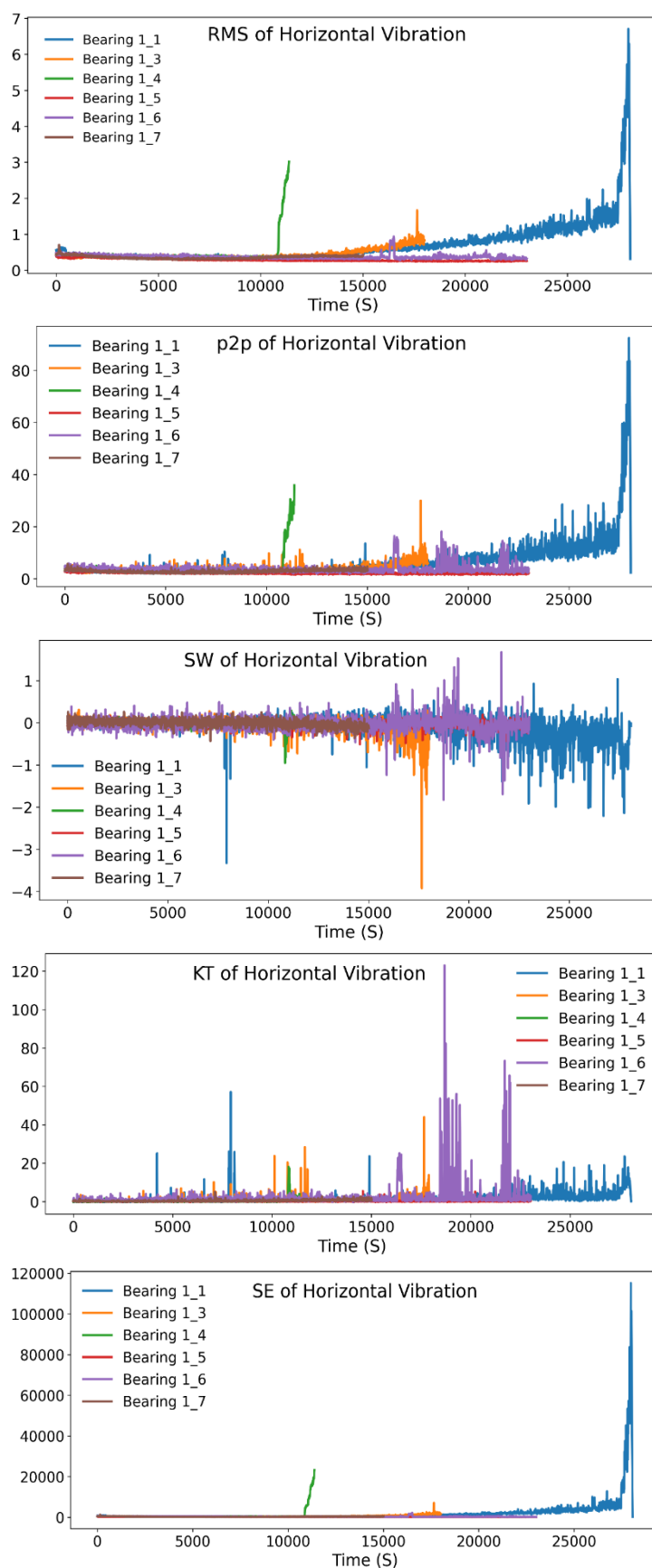
عمر بلبرینگ، محدود است. این محدودیت عمدتاً ناشی از آن است که این ویژگی‌ها ذاتاً تحت تأثیر مؤلفه‌های فرکانس بالا قرار دارند؛ مؤلفه‌هایی که متناظر با نوسانات سریع سیگنال بوده، ماهیتی به شدت غیرخطی دارند و نسبت به روند تدریجی گسترش خرابی حساسیت کمتری نشان می‌دهند. در نتیجه، اطلاعات مربوط به روند بلندمدت تخریب ممکن است در میان این تغییرات کوتاه‌مدت پنهان شود. بر این اساس، از روش EMD برای استخراج اطلاعات مرتبط با روند بلندمدت تخریب استفاده می‌شود. این روش با جداسازی مؤلفه باقیمانده با فرکانس پایین از رفتارهای نوسانی کوتاه‌مدت، امکان آشکارسازی روند اصلی تخریب را فراهم می‌سازد. در نتیجه این فرآیند تجزیه تطبیقی، IMF ها و مؤلفه باقیمانده هر یک از ویژگی‌ها استخراج می‌شوند. به منظور جلوگیری از افزایش تعداد شکل‌ها و حفظ انسجام در ارائه نتایج، تنها IMF اول نمایش داده شده است. IMF اول و مؤلفه‌های باقیمانده متناظر با سیگنال‌های ارتعاش در جهت افقی بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی ۱ در شکل ۷ نشان داده شده‌اند.

بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی ۱ ارائه شده است که در شکل ۶ نمایش داده شده‌اند. در مقایسه با سیگنال‌های ارتعاش خام، ویژگی‌های آماری استخراج شده تصویری شفاف‌تر و قابل تفسیرتر از رفتار تخریب بلبرینگ ارائه می‌دهند. همان‌گونه که انتظار می‌رود، بیشتر ویژگی‌های آماری با نزدیک شدن بلبرینگ به پایان عمر خود، روندی افزایشی را نشان می‌دهند. این رفتار ناشی از افزایش دامنه ارتعاش بوده و بیانگر حساسیت بالای این ویژگی‌ها نسبت به تغییرات وضعیت سلامت بلبرینگ است. افزون بر این، در میان تمامی ویژگی‌های مورد بررسی، تنها چولگی در تمامی بلبرینگ‌ها روندی کاهشی از خود نشان می‌دهد، در حالی که سایر ویژگی‌ها عمدتاً روندی افزایشی دارند. این موضوع بیانگر آن است که چولگی نسبت به تغییرات توزیع سیگنال ارتعاش در طول عمر بلبرینگ، رفتاری متمایز از سایر شاخص‌های آماری از خود نشان می‌دهد. اگرچه ویژگی‌های آماری رفتار تخریب بلبرینگ را تا حدی منعکس می‌کنند، اما توانایی آن‌ها در تمایز وضعیت‌های مختلف تخریب، به‌ویژه در مراحل ابتدایی و میانی چرخه



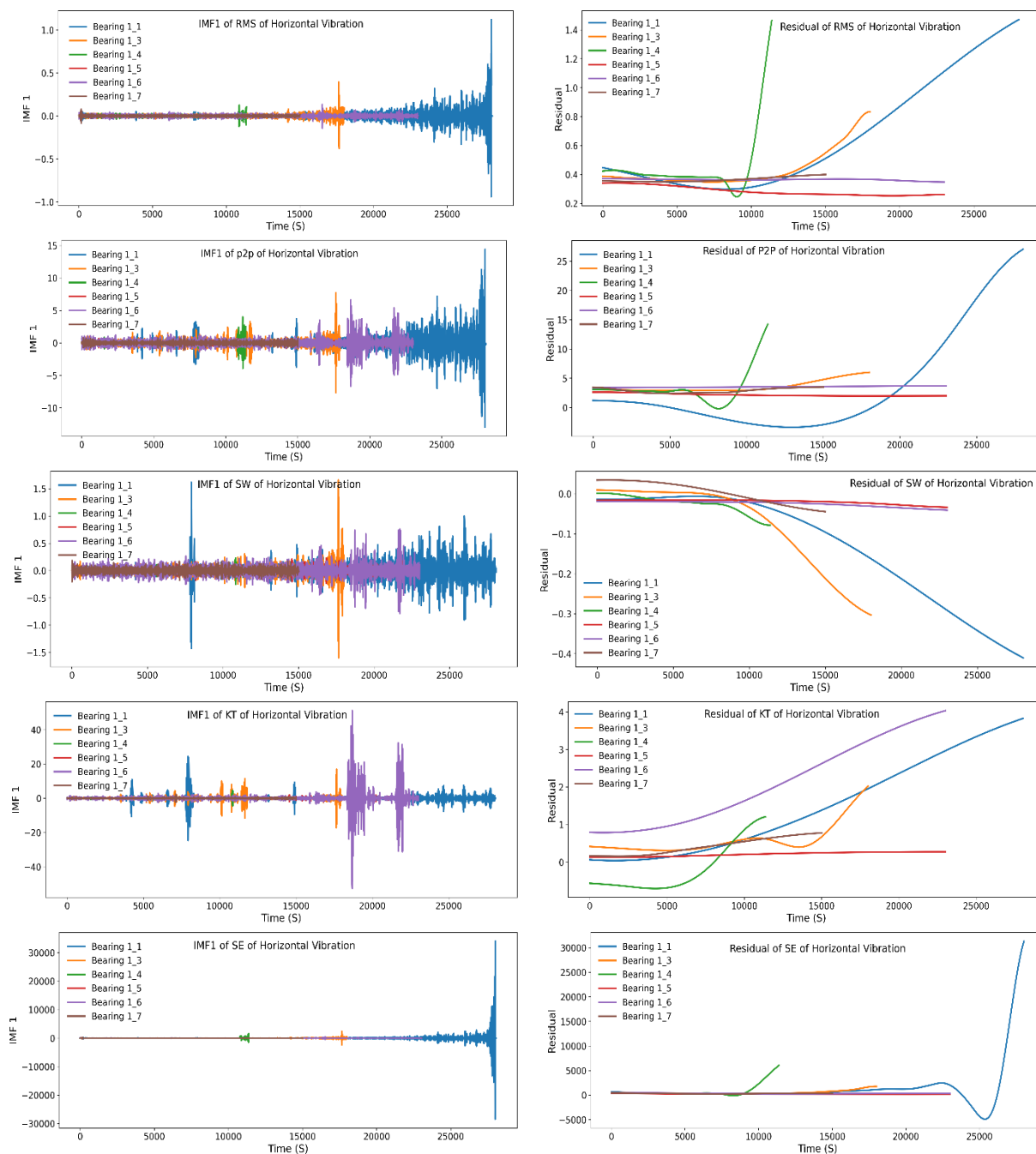
شکل ۵. ارتعاشات افقی و عمودی مربوط به بلبرینگ ۱-۱.

Figure 5. Horizontal and vertical vibration signals of Bearing 1-1.



شکل ۶. ویژگی‌های آماری استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاشی افقی بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی ۱.

Figure 6. Statistical features extracted from the horizontal vibration signals of the bearings under Operating Condition 1.



شکل ۷. IMFها و باقیمانده ویژگی‌های آماری متناظر با سیگنال‌های ارتعاشی افقی بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی ۱.

Figure 7. IMFs and residual components of the statistical features extracted from the horizontal vibration signals of the bearings under Operating Condition 1.

منعکس می‌کنند. همان‌گونه که در شکل ۶ مشاهده می‌شود، IMF1 عمدتاً شامل نوسانات سریع و تغییرات محلی ویژگی‌ها در مقیاس زمانی کوتاه است و با افزایش شدت تخریب، دامنه این نوسانات در برخی از بلبرینگ‌ها افزایش می‌یابد؛ این رفتار به‌ویژه در بخش‌های انتهایی عمر بلبرینگ‌ها مشهودتر است. در مقابل، باقیمانده‌ها رفتار بسیار هموارتر و کم‌نوسان‌تری دارند و بخش عمده

IMF با مرتبه‌های بالاتر، رفتار نوسانی آهسته‌تری از خود نشان می‌دهند که بیانگر ارتباط آن‌ها با دینامیک‌های فرکانس پایین‌تر است. با افزایش مرتبه IMF، نوسانات غالب به‌تدریج از مؤلفه‌های فرکانس بالا به سمت مؤلفه‌های فرکانس پایین منتقل می‌شوند. در مقابل، مؤلفه‌های باقیمانده رابطه‌ای تقریباً یکنواخت با زمان عملکرد نشان می‌دهند و روند بلندمدت تخریب را

تغییرات آهسته و روند کلی ویژگی‌های آماری را در طول فرآیند تخریب حفظ می‌کند. همچنین، تفاوت الگوی باقیمانده در پنج ویژگی نشان می‌دهد که هر ویژگی اطلاعات متفاوتی از روند تغییر وضعیت سلامت را ارائه می‌کند؛ برای مثال، در RMS و Peak-to-Peak تغییرات تدریجی و سپس افزایش محسوس در بخش‌های انتهایی عمر برخی بلبرینگ‌ها مشاهده می‌شود، در حالی که باقیمانده مربوط به انرژی سیگنال تغییرات بسیار شدیدتری را در مراحل پایانی نشان می‌دهد. باقیمانده مربوط به چولگی و کشیدگی نیز روندهای متفاوتی را میان بلبرینگ‌ها نشان می‌دهد که بیانگر تفاوت در نحوه تغییر شکل توزیع دامنه و رفتارهای ضربه‌ای سیگنال در طول تخریب است.

در نظرگیری مؤلفه‌های باقیمانده به عنوان شاخص سلامت با این دلیل انجام شده است که به منظور پیش‌بینی RUL در این پژوهش، باید بتوان به شاخصی مناسب برای در نظر گرفتن شاخص سلامت برای مدل‌سازی روند تخریب دست یافت. همانگونه که ذکر شد، مؤلفه‌های باقیمانده رابطه‌ای تقریباً یکنواخت با زمان عملکرد را نشان می‌دهند و روند بلندمدت تخریب را منعکس می‌کنند و در مقابل، IMFها عمدتاً تغییرات نوسانی در مقیاس‌های زمانی مختلف را نمایش می‌دهند. به منظور پیش‌بینی RUL، روند آهسته تغییرات نسبت به نوسانات سریع و محلی IMFها اهمیت بیشتری دارد. بنابراین، استفاده از مؤلفه‌های باقیمانده باعث می‌شود شبکه عصبی به جای دریافت مجموعه‌ای از مؤلفه‌های نوسانی با مقیاس‌های زمانی مختلف، بر مؤلفه‌ای متمرکز شود که ارتباط بیشتری با روند بلندمدت تغییر وضعیت سلامت دارد. از این رو، باقیمانده‌ها به عنوان یک شاخص سلامت قابل اعتماد در نظر گرفته می‌شوند (Cheng et al., 2021). در این پژوهش، هر یک از ویژگی‌های آماری استخراج شده به صورت مستقل توسط EMD تجزیه می‌شود. تعداد مؤلفه‌های IMF در هر تجزیه به صورت تطبیقی و متناسب با محتوای سیگنال تعیین می‌شود و مقدار ثابتی برای تعداد IMFها از پیش تعریف نشده است. بنابراین، انتخاب دستی یک مقدار ثابت برای تعداد IMFها انجام نمی‌شود و تمامی IMFهای استخراج شده در فرآیند تشکیل باقیمانده لحاظ می‌شوند.

در پیاده‌سازی انجام شده، EMD بر روی کل مسیر خرابی از ابتدا تا انتها به صورت یکجا اعمال نشده است. فرآیند استخراج باقیمانده به صورت ترتیبی و بر اساس اطلاعات موجود تا هر لحظه انجام شده است. به طور مشخص، برای محاسبه ویژگی مورد استفاده جهت پیش‌بینی RUL در زمان k ، تنها تاریخچه داده‌های موجود از ابتدای مسیر تا زمان k ، در اختیار EMD قرار گرفته است. سپس باقیمانده حاصل از همین داده‌های موجود تا زمان k ، برای تشکیل ویژگی ورودی مدل در آن زمان استفاده شده است. بنابراین، برای هر زمان پیش‌بینی k ، داده‌های مربوط به زمان‌های بعدی در فرآیند EMD و تولید ویژگی مربوط به آن زمان دخالت نداشته‌اند. به بیان دیگر، ساخت ویژگی‌ها به صورت یک فرآیند تاریخچه تجمعی^۱ انجام شده است و با حرکت در امتداد مسیر خرابی، تنها اطلاعات جدیدی که تا آن لحظه در دسترس قرار گرفته است به فرآیند استخراج ویژگی اضافه می‌شود. این فرآیند را می‌توان به صورت رابطه (۱۳) نمایش داد:

$$x(1:k) \xrightarrow{EMD} r(k) \quad (13)$$

رابطه (۱۴) که می‌توانست موجب استفاده غیرمستقیم از اطلاعات آینده شود، به صورت زیر است که در این مقاله از آن استفاده نشده است.

$$x(1:T) \xrightarrow{EMD} r(k), \quad T > k \quad (14)$$

بنابراین، هیچ یک از مشاهدات مربوط به بخش آینده مسیر خرابی برای تولید ویژگی ورودی متناظر با یک زمان پیش‌بینی مشخص استفاده نشده است. این موضوع تضمین می‌کند که ویژگی‌های EMD مورد استفاده در مرحله پیش‌بینی با اطلاعاتی که در همان زمان در یک سناریوی واقعی در دسترس هستند، سازگار باشند. به منظور ارزیابی عملکرد مدل، از جذر میانگین مربعات خطا^۲ و میانگین قدر مطلق خطا^۳ به عنوان معیارهای استاندارد اندازه‌گیری خطا استفاده شده است. تعاریف ریاضی این دو معیار به ترتیب در روابط (۱۵) و (۱۶) ارائه شده‌اند (Bhanushali et al., 2025).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (15)$$

^۱ Expanding-history

^۲ RMSE

^۳ MAE

همراه است، مقدار RMSE در مجموع روندی کاهشی را دنبال می‌کند. پس از دوره ۱۰۵، نرخ بهبود مدل به حالت پایدار رسیده و رفتار نهایی همگرایی آن، همان‌گونه که در نمای بزرگ‌نمایی شده ۵۰ دوره پایانی در **شکل ۸** نشان داده شده است، قابل مشاهده است. پس از همگرایی، مدل آموزش دیده برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ‌های تست مورد استفاده قرار می‌گیرد. مطابق تعریف RUL ارائه شده در رابطه (۸)، فرض می‌شود که بین زمان عملکرد و RUL، رابطه‌ای یکنواخت و تقریباً خطی برقرار است.

لازم به ذکر است که عدد ۱۵۰ به معنای ۱۵۰ اجرای مستقل شبکه عصبی نیست، بلکه بیانگر 150 training epochs در یک فرآیند آموزش است. هر epoch به معنای یک عبور کامل از مجموعه داده آموزشی است. با توجه به اینکه batch size برابر ۳۲ است، در هر epoch مجموعه آموزش به چند mini-batch تقسیم می‌شود و برای هر mini-batch یک forward pass محاسبه loss، backpropagation و به‌روزرسانی وزن‌ها توسط Adam انجام می‌شود. وزن‌های حاصل از یک epoch به epoch بعد منتقل می‌شوند و شبکه در ابتدای هر epoch مجدداً مقداردهی اولیه نمی‌شود. بنابراین **شکل ۸** فقط مسیر آموزش یک مدل را در ۱۵۰ epoch نشان می‌دهد و نباید با ۱۵۰ اجرای مستقل با initializationهای متفاوت اشتباه شود. همچنین افزایش موضعی خطا در برخی epochها، ناشی از ماهیت تصادفی و تکرارشونده فرآیند بهینه‌سازی شبکه عصبی و نحوه به‌روزرسانی پارامترهای شبکه است و به معنای افزایش خطای مدل به‌صورت قطعی نیست. در فرآیند آموزش، پارامترهای شبکه با استفاده از mini-batchها و الگوریتم Adam به‌روزرسانی می‌شوند. از این‌رو، تابع خطا الزاماً رفتار کاملاً یکنواخت و نزولی ندارد. بنابراین، مقدار RMSE می‌تواند در یک epoch نسبت به epoch قبل اندکی افزایش یابد و در epochهای بعد، مجدداً کاهش پیدا کند. ضمناً مشاهده یک افزایش موضعی در RMSE به این معنا نیست که مدل در آن مرحله به یک جواب بهینه رسیده و سپس به‌صورت قطعی به جواب بدتری منتقل شده است؛ بلکه نشان‌دهنده نوسان موضعی در فرآیند بهینه‌سازی است. این رفتار به‌ویژه در مراحل اولیه آموزش که پارامترهای شبکه هنوز در حال نزدیک شدن به ناحیه جواب‌های مناسب هستند، طبیعی است.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (16)$$

در روابط بالا، $(y_i - \hat{y}_i)$ اختلاف بین مقدار پیش‌بینی شده RUL و مقدار واقعی آن در لحظه زمانی i را نشان می‌دهد و n بیانگر تعداد نمونه‌ها است. شایان ذکر است که هر دو معیار فوق بر اساس خروجی‌های نرمال‌سازی شده محاسبه شده‌اند، زیرا پیش از آموزش مدل، تمامی مقادیر RUL به بازه واحد (0, 1) مقیاس‌بندی شده‌اند. علاوه بر معیارهای متداول خطا، به‌منظور ارائه ارزیابی جامع‌تر از عملکرد مدل پیشنهادی، چندین شاخص مکمل نیز مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به‌طور مشخص، خطای نسبی درصدی^۱ (E_{r_i}) مطابق رابطه (۱۷) محاسبه می‌شود (Zhu et al., 2023a).

$$E_{r_i} = \frac{(\text{ActualRUL} - \text{PredictedRUL})}{(\text{ActualRUL})} \times 100 \quad (17)$$

علاوه بر این، دقت تبدیل نمایی^۲ (ETA_i) برای ارزیابی کیفیت پیش‌بینی به‌کار گرفته شده است. این معیار با در نظر گرفتن صریح هر دو حالت کم‌برآورد^۳ و بیش‌برآورد^۴، عملکرد مدل را مطابق رابطه (۱۸) ارزیابی می‌کند (Zhao et al., 2025).

$$ETA_i = \begin{cases} e^{-\ln(\frac{1}{2})(0.2 \times E_i)}, & E_{r_i} \leq 0 \\ e^{+\ln(\frac{1}{2})(0.05 \times E_i)}, & E_{r_i} > 0 \end{cases} \quad (18)$$

بر اساس مقدار ETA ، در ادامه امتیاز نهایی پیش‌بینی RUL مطابق رابطه (۱۹) محاسبه می‌شود که امکان ارائه یک ارزیابی یکپارچه از قابلیت اطمینان پیش‌بینی‌های مدل را فراهم می‌سازد (Behera & Misra, 2023).

$$\text{Score} = \frac{1}{\beta} \sum_{i=1}^{\beta} ETA_i \quad (19)$$

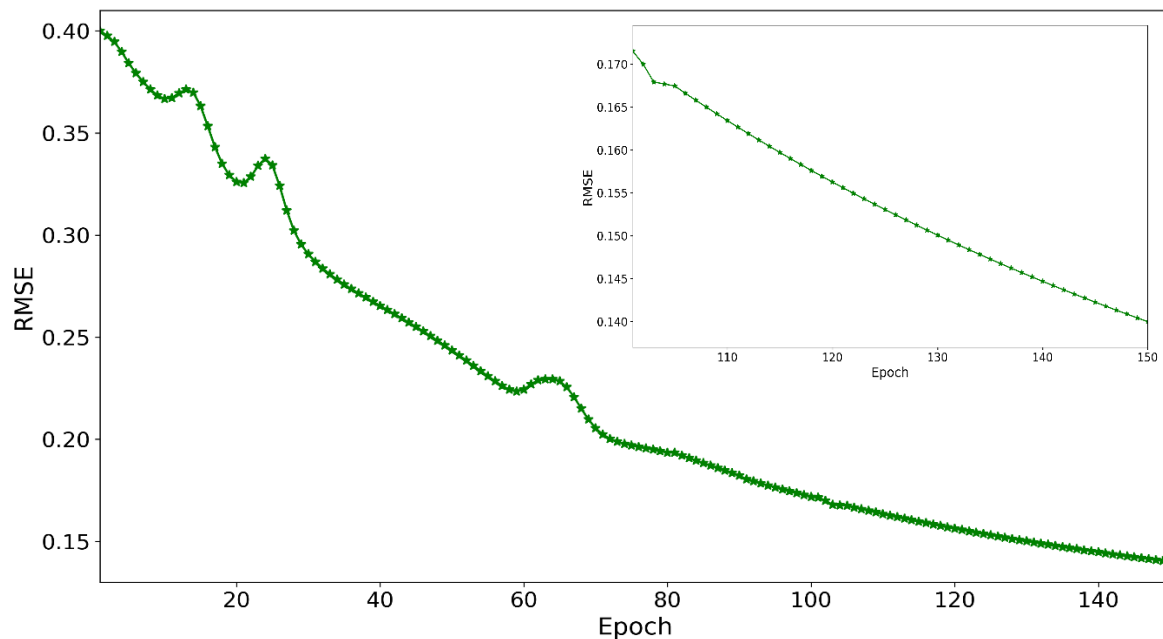
مدل به اندازه ۱۵۰ دوره آموزشی آموزش داده شد. با استفاده از پیکربندی آموزشی مذکور، فرآیند آموزش از نظر محاسباتی کارآمد بوده و روند کامل آموزش برای بلبرینگ ۱-۱ در **شکل ۸** نمایش داده شده است؛ به‌گونه‌ای که بهبود قابل توجه عملکرد مدل در دوره‌های ابتدایی آموزش به‌وضوح قابل مشاهده است. طی ۱۰۵ دوره نخست آموزش، اگرچه روند بهبود مدل با نوساناتی

^۱ Relative Percentage Error

^۲ Exponential Transformation Accuracy

^۳ Underestimation

^۴ Overestimation



شکل ۸. منحنی همگرایی RMSE در طول دوره‌های آموزشی برای بلبرینگ ۱-۱.

Figure 8. RMSE convergence curve during the training process for Bearing 1-1.

بوده و قابلیت اجرا در شرایط کاری گوناگون را دارد. همچنین، نتایج حاصل از مقایسه شاخص‌های ارزیابی عملکرد برای رویکردهای مختلف و چارچوب پیشنهادی در **جدول ۶** ارائه شده است. مدل پیشنهادی با رسیدن به امتیاز ۰/۸۳، بهترین عملکرد را در میان دیگر رویکردها دارد. افزون بر این، مدل پیشنهادی با دستیابی به مقادیر کمتر برای معیارهای خطای پیش‌بینی، در مقایسه با رویکردهای دیگر، دقت و قابلیت پیش‌بینی برتری را نشان می‌دهد.

به‌منظور ارزیابی برتری چارچوب پیشنهادی این پژوهش، عملکرد آن با چندین رویکرد متفاوت مقایسه شده است. خطای پیش‌بینی برای بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی اول در **جدول ۳**، برای بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی دوم در **جدول ۴**، و برای بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی سوم در **جدول ۵** ارائه شده است. همانگونه که از جداول ذکر شده قابل درک است، مدل ارائه شده در این پژوهش برای غالب بلبرینگ‌های ذکر شده دارای خطای پیش‌بینی کمتری است. این موضوع موید آن است که مدل پیشنهادی برای شرایط عملیاتی مختلف مناسب

جدول ۳. خطای پیش‌بینی مدل ارائه شده در مقایسه با رویکردهای مختلف برای بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی اول

Table 3. Prediction errors of the proposed model compared with different approaches for the bearings under Operating Condition 1

E_r (%)					رویکرد
بلبرینگ ۱-۳	بلبرینگ ۱-۴	بلبرینگ ۱-۵	بلبرینگ ۱-۶	بلبرینگ ۱-۷	
-۱۰/۶۶	-۶/۵۱۱	-۷/۷۵۳	-۵/۸۱۰	۵/۳۲۳	آموزش با ارتعاش عمودی
-۸/۲۷۸	۸/۱۱۹	-۷/۳۳۰	۲/۴۵۵	-۶/۶۰۹	آموزش با ارتعاش افقی
۶/۰۸۵	-۵/۳۴۲	۳/۸۳۷	۰/۹۵۶	۳/۶۶۴	آموزش با ارتعاش افقی و عمودی (هم‌زمان)
-۳/۸۳۶	۴/۴۵۵	-۲/۰۴۲	۲/۶۲۰	-۱/۹۱۸	مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های خام
۱/۶۹۳	۴/۲۷۹	۱/۷۳۴	-۲/۰۹۰	-۳/۰۵۱	مدل پیشنهادی بدون استفاده از EMD
-۸/۲۷۸	۸/۱۱۹	-۷/۳۳۰	۲/۴۵۵	-۶/۶۰۹	مدل پیشنهادی خروجی مرحله اول
-۳/۷۳۶	۳/۳۹۳	-۰/۹۴۳	۰/۸۹۱	-۰/۹۴۶	خروجی مرحله دوم

جدول ۴. خطای پیش‌بینی مدل ارائه شده در مقایسه با رویکردهای مختلف برای بلبرینگ‌های تحت شرایط عملیاتی دوم

Table 4. Prediction errors of the proposed model compared with different approaches for the bearings under Operating Condition 2

E_r (%)					رویکرد
بلبرینگ ۲-۷	بلبرینگ ۲-۶	بلبرینگ ۲-۵	بلبرینگ ۲-۴	بلبرینگ ۲-۳	
۱۱/۵۷	۱۲/۳۸	-۴/۸۲۷	-۱۹/۸۶	۷/۳۸۵	آموزش با ارتعاش عمودی
۱۱/۰۵	-۵/۱۴۸	-۳/۲۹۸	-۸/۲۴۸	۴/۷۷۱	آموزش با ارتعاش افقی
-۵/۳۸۰	-۲/۶۲۶	۱/۱۱۴	۵/۷۲۸	-۳/۴۱۳	آموزش با ارتعاش افقی و عمودی (همزمان)
۶/۳۱۵	-۲/۹۹۴	-۰/۹۲۹	۴/۴۲۰	۱/۶۶۵	مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های خام
۵/۱۴۶	۲/۳۱۱۱	-۳/۴۴۳	۵/۰۵۷	-۴/۰۴۶	مدل پیشنهادی بدون استفاده از EMD
۱۱/۰۵	-۵/۱۴۸	-۳/۲۹۸	-۸/۲۴۸	۴/۷۷۱	مدل پیشنهادی خروجی مرحله اول
۲/۲۵۲	-۲/۳۷۱	-۰/۶۹۶	۲/۷۰۲	۰/۸۹۰	خروجی مرحله دوم

جدول ۵. خطای پیش‌بینی مدل ارائه شده در مقایسه با رویکردهای مختلف برای بلبرینگ تحت شرایط عملیاتی سوم

Table 5. Prediction errors of the proposed model compared with different approaches for the bearing under Operating Condition 3

E_r (%)		رویکرد
بلبرینگ ۳-۳		
-۱۷/۰۹		آموزش با ارتعاش عمودی
۱۳/۳۶		آموزش با ارتعاش افقی
۴/۵۰۱		آموزش با ارتعاش افقی و عمودی (همزمان)
-۲/۴۷۸		مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های خام
-۳/۲۱۹		مدل پیشنهادی بدون استفاده از EMD
۱۳/۳۶	خروجی مرحله اول	مدل پیشنهادی
-۲/۵۹۲	خروجی مرحله دوم	

جدول ۶. مقایسه عملکرد در شاخص‌های ارزیابی مختلف برای مدل ارائه شده در مقایسه با رویکردهای مختلف

Table 6. Performance comparison of the proposed model with different approaches using various evaluation metrics

رویکرد	امتیاز	میانگین قدرمطلق خطا	جذر میانگین مربعات خطا
آموزش با ارتعاش عمودی	۰/۴۵۶	۰/۲۶۴	۰/۳۰۳
آموزش با ارتعاش افقی	۰/۶۰۷	۰/۲۰۷	۰/۲۳۵
آموزش با ارتعاش افقی و عمودی (همزمان)	۰/۷۶۷	۰/۱۴۳	۰/۱۵۰
مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های خام	۰/۸۱۰	۰/۱۱۹	۰/۱۳۱
مدل پیشنهادی بدون استفاده از EMD	۰/۷۸۰	۰/۱۲۴	۰/۱۳۷
مدل پیشنهادی خروجی مرحله اول	۰/۶۰۷	۰/۲۰۷	۰/۲۳۵
خروجی مرحله دوم	۰/۸۳۷	۰/۱۰۸	۰/۱۲۱

خطای نسبی (E_r) بر اساس رابطه (۱۷) محاسبه می‌شود. بنابراین، برای هر بلبرینگ مجموعه‌ای شامل ۵۰ مقدار E_r به دست می‌آید. سپس، به‌منظور دستیابی به یک مقدار

رویکرد کلی محاسبه امتیاز برای هر روش بدین صورت است که برای هر بلبرینگ تست، ۵۰ نمونه زمانی از مسیر پیش‌بینی انتخاب شده و در هر یک از این نقاط، مقدار

نماینده از Er مدل در کل نقاط زمانی منتخب یک بلبرینگ، میانگین حسابی این ۵۰ مقدار محاسبه می‌شود. در مرحله بعد، مقدار میانگین Er به‌دست آمده برای هر بلبرینگ به تابع ETA بر اساس رابطه (۱۸) ارائه می‌شود و مقدار ETA متناظر با آن بلبرینگ محاسبه می‌گردد. این فرآیند برای تمامی بلبرینگ‌های تست و به‌صورت یکسان برای تمام روش‌های مورد مقایسه انجام شده است. در نهایت، به‌منظور به‌دست آوردن مقدار امتیاز کلی برای هر روش، مقادیر ETA مربوط به بلبرینگ‌های مختلف با میانگین حسابی تجمیع می‌شوند. به این ترتیب، ساختار محاسبه امتیاز در این پژوهش شامل دو سطح تجمیع است.

از آنجایی که چارچوب پیشنهادی دربرگیرنده پیش‌پردازش آماری سیگنال، استفاده از یک روش تجزیه سیگنال، و مدل ترتیبی است، نیاز است تا مشارکت هر کدام از این بخش‌ها در میزان بهبود چارچوب کلی مورد بررسی قرار گیرد. با این هدف، یک بررسی حذف مؤلفه‌ها نیز انجام شده است که نتایج آن در **جدول ۳** تا **جدول ۶** قابل مشاهده است. نتایج مطالعه حذف مؤلفه‌ها نشان می‌دهد که بهبود عملکرد چارچوب پیشنهادی صرفاً ناشی از استفاده از پیش‌پردازش سیگنال، استخراج ویژگی‌های آماری یا تجزیه EMD نیست، بلکه ساختار ترتیبی پیش‌بینی نیز نقش مستقلی در عملکرد مدل دارد. این موضوع از مقایسه رویکردهای مختلف استفاده شده در **جدول ۳** تا **جدول ۵** قابل استنباط است. در رویکرد مبتنی بر استفاده همزمان از ارتعاشات افقی و عمودی، اطلاعات هر دو جهت به‌صورت مستقیم و در یک مرحله در اختیار شبکه عصبی قرار می‌گیرند؛ بنابراین، اگرچه این رویکرد از اطلاعات هر دو جهت ارتعاشی بهره می‌برد، اما فاقد مکانیزم تولید و انتقال یک تخمین اولیه RUL از یک مرحله به مرحله بعد است. در مقابل، در چارچوب پیشنهادی، اطلاعات ارتعاش افقی ابتدا به یک تخمین اولیه از RUL تبدیل شده و در کنار اطلاعات ارتعاش عمودی به مرحله دوم منتقل می‌شود. از این‌رو، مقایسه مدل پیشنهادی با رویکرد استفاده همزمان از دو جهت ارتعاشی نشان می‌دهد که مزیت روش پیشنهادی صرفاً به افزایش تعداد یا تنوع ورودی‌ها مربوط نیست، بلکه نحوه سازمان‌دهی و ترتیب استفاده از اطلاعات نیز در بهبود پیش‌بینی مؤثر است. به بیان دیگر، در روش پیشنهادی،

مرحله دوم صرفاً اطلاعات خام یا ویژگی‌های اولیه بیشتری دریافت نمی‌کند، بلکه از یک برآورد میانی از وضعیت تخریب نیز بهره می‌گیرد که توسط مرحله اول ایجاد شده است. این ویژگی باعث می‌شود اطلاعات حاصل از یک جهت ارتعاشی پیش از ترکیب با اطلاعات جهت دیگر، به یک نمایش سطح‌بالا و مرتبط با هدف نهایی یعنی RUL تبدیل شود.

بررسی پیکربندی‌های حاصل از حذف اجزای پیش‌پردازش نیز این برداشت را تقویت می‌کند. حتی هنگامی که مراحل استخراج ویژگی و تجزیه EMD حذف شده و مدل با داده‌های خام یا ویژگی‌های آماری بدون EMD ارزیابی می‌شود، ساختار اصلی دو مرحله‌ای حفظ شده است و مدل همچنان از سازوکار پیش‌بینی ترتیبی استفاده می‌کند. بنابراین، نقش ساختار دو مرحله‌ای را می‌توان مستقل از نقش روش‌های پیش‌پردازش مشاهده کرد؛ در حالی که استفاده از استخراج ویژگی‌های آماری و EMD با فراهم کردن نمایش مناسب‌تر از وضعیت سلامت، می‌تواند این قابلیت را تقویت کرده و عملکرد نهایی را بهبود دهد. بر این اساس، نتایج مطالعه حذف مؤلفه‌ها نشان می‌دهد که پیش‌پردازش و EMD نقش تقویت‌کننده دارند، در حالی که سازمان‌دهی ترتیبی اطلاعات جزء اساسی چارچوب پیشنهادی است. بنابراین، عملکرد روش پیشنهادی را نمی‌توان صرفاً به انتخاب یک روش پیش‌پردازش یا استخراج ویژگی نسبت داد؛ بلکه عملکرد حاصل از تعامل دو سطح پردازش شامل تخمین اولیه و اصلاح آن با استفاده از اطلاعات تکمیلی ارتعاشی است.

به‌عنوان یک شاهد تجربی تکمیلی، در صورت استفاده ناخواسته از اطلاعات آینده در فرآیند استخراج ویژگی، انتظار می‌رفت عملکرد مدل به‌طور غیرواقع‌بینانه‌ای بهبود یابد و مقادیر خطا به شکل محسوسی کاهش پیدا کنند. در آزمایش‌های انجام شده، امتیاز نهایی مدل در حدود ۸۰٪ به دست آمده است و نه در محدوده‌ای بسیار بالا که معمولاً می‌تواند نشانه‌ای از عملکرد غیرواقع‌بینانه و احتمال بیش‌برازش یا وابستگی به اطلاعات نامتعارف باشد. اگرچه این موضوع به‌تنهایی اثبات‌کننده عدم نشت اطلاعات نیست، اما در کنار نحوه اجرای ترتیبی EMD و استفاده صرف از داده‌های در دسترس تا هر لحظه، به‌عنوان یک شاهد تجربی دیگر با عدم استفاده از اطلاعات آینده کاملاً سازگار است.

نمودارها به صورت نزدیکی بیشتر منحنی پیش‌بینی مدل پیشنهادی به منحنی واقعی و کاهش نوسانات پیش‌بینی در مقایسه با سایر روش‌ها قابل مشاهده است.

شبکه مرحله دوم صرفاً با یک نسخه تکراری از اطلاعات مرحله اول مواجه نیست، بلکه یک متغیر پیش‌بینی شده از مرحله اول را در کنار مجموعه‌ای از ویژگی‌های جدید و مستقل‌تر از راستای ارتعاش عمودی دریافت می‌کند. در نتیجه، مرحله دوم وظیفه دارد اطلاعات اولیه حاصل از ارتعاش افقی را با اطلاعات مکمل حاصل از ارتعاش عمودی ترکیب کرده و بر اساس این اطلاعات، تخمین RUL را اصلاح و بهبود دهد. از سوی دیگر، اگر خروجی مرحله اول حاوی تمام اطلاعات مورد نیاز برای پیش‌بینی RUL بود و اطلاعات عمودی نیز اطلاعات جدید و مکملی ارائه نمی‌کرد، انتظار می‌رفت اضافه کردن ویژگی‌های عمودی به مرحله دوم تأثیر محدودی بر عملکرد نهایی داشته باشد؛ در حالی که مشاهده بهبود عملکرد مرحله دوم نسبت به مرحله اول نشان می‌دهد که ویژگی‌های عمودی، اطلاعات مکمل نسبت به خروجی مرحله اول فراهم کرده‌اند. جهت درک بهتر موارد ذکر شده، مقدار خطا و شاخص‌های آماری برای خروجی مرحله اول و دوم به تفکیک در **جدول ۳** تا **جدول ۶** ارائه شده است. همچنین جهت درک بصری بهتر، برای دو بلبرینگ (به عنوان نمونه)، خروجی مرحله اول و دوم در **شکل ۱۰** نشان داده شده است تا به درک بهتر نسبت به نحوه اصلاح پیش‌بینی مرحله اول توسط مرحله دوم کمک کند.

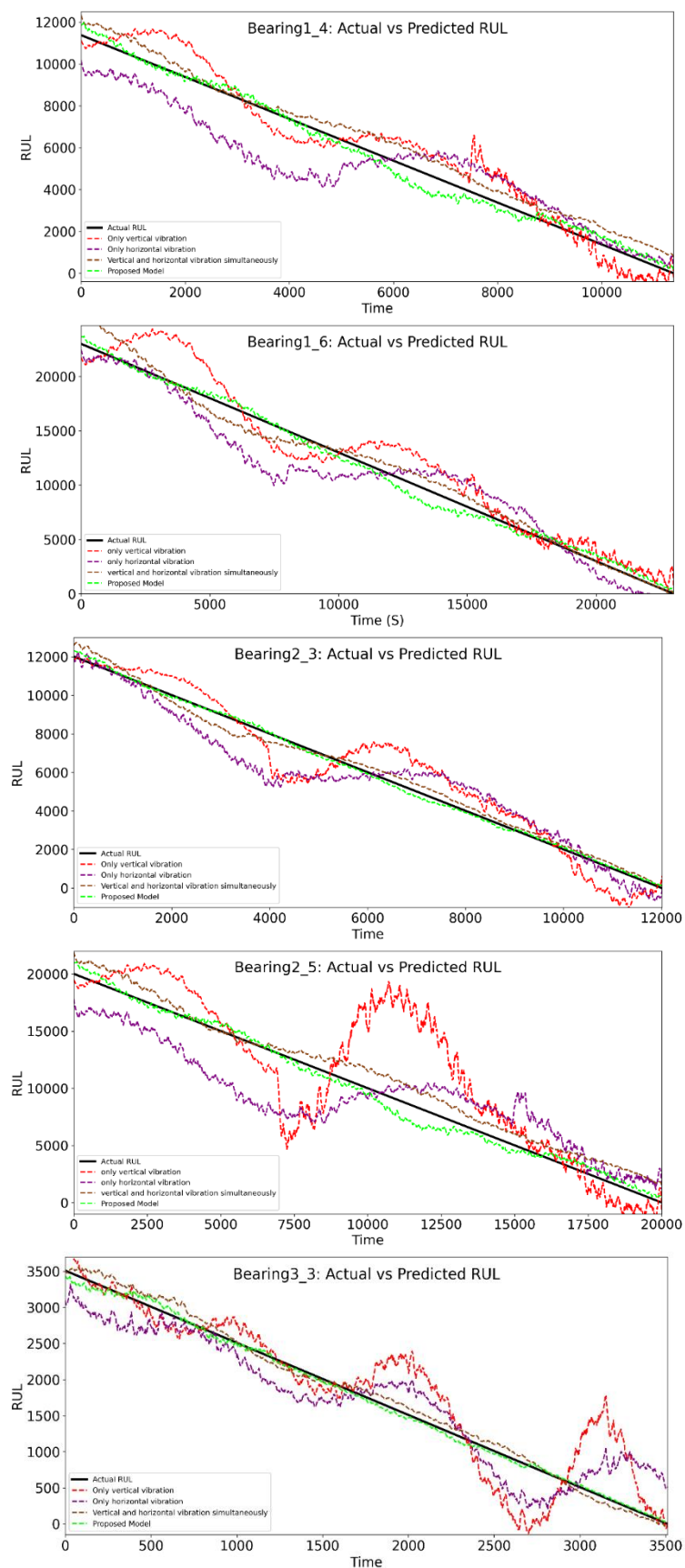
۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک چارچوب داده‌محور جدید برای پیش‌بینی RUL بلبرینگ ارائه شد که در آن با تلفیق روش EMD و یک ساختار پیش‌بینی ترتیبی مبتنی بر شبکه عصبی چندلایه، روند تخریب بلبرینگ مدل‌سازی شد. در ابتدا، سیگنال‌های ارتعاشی به قطعه‌های زمانی با طول ثابت تقسیم شدند و پنج ویژگی آماری شامل انرژی سیگنال، مقدار مؤثر RMS، P2P، چولگی، و کشیدگی از هر بخش استخراج گردید. سپس، به منظور حذف نوسانات کوتاه‌مدت و استخراج روند بلندمدت تخریب، ویژگی‌های آماری توسط روش EMD تجزیه شده و مؤلفه‌های باقیمانده به عنوان شاخص‌های سلامت انتخاب شدند.

در میان این رویکردها، رویکرد آموزش فقط با استفاده از ارتعاش عمودی در مقایسه با سایر رویکردها عملکرد ضعیف‌تری از خود نشان می‌دهد. یکی از دلایل این امر این است که نوسانات ارتعاش ناشی از نزدیک شدن به آستانه خرابی در ارتعاشات عمودی کمتر بوده و در نتیجه اطلاعات مربوط به چگونگی آغاز روند تخریب در این بعد از ارتعاش، کمتر است. در مقابل، چارچوب پیشنهادی بهترین عملکرد کلی را در تمامی معیارهای ارزیابی به دست آورده است.

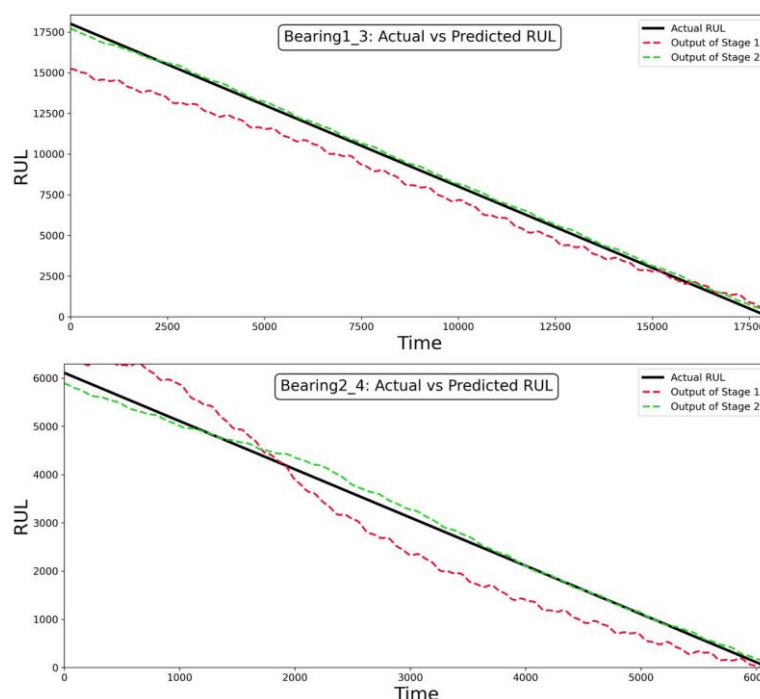
همچنین نمودار پیش‌بینی RUL به صورت گرافیکی نیز برای برخی از بلبرینگ‌ها که نماینده شرایط کاری متفاوت هستند در **شکل ۹** نمایش داده شده‌اند. به منظور حفظ شفافیت در ارائه نمودارها و همچنین قابلیت تفسیرپذیری و جلوگیری از ازدحام تعداد نمودارها در کنار یکدیگر، تنها نمودار سه رویکرد اول با نمودار مدل پیشنهادی ارائه شده است. در شکل مذکور، همان‌گونه که مشاهده می‌شود، مدل پیشنهادی در تمامی بلبرینگ‌ها قادر است روند کاهشی RUL را با دقت مناسبی دنبال کند و انطباق مطلوبی با مقادیر واقعی داشته باشد. همچنین، استفاده صرف از ویژگی‌های آماری اگرچه نسبت به سیگنال خام عملکرد بهتری ارائه می‌دهد، اما همچنان در مراحل میانی و پایانی عمر بلبرینگ با خطاهای محسوس همراه است. این نتایج نشان می‌دهد که استخراج ویژگی‌های آماری به تنهایی برای نمایش دقیق روند تخریب کافی نبوده و بخشی از اطلاعات مرتبط با تخریب بلندمدت همچنان تحت تأثیر نوسانات کوتاه‌مدت سیگنال قرار دارد.

عملکرد برتر مدل پیشنهادی را می‌توان به استفاده هم‌زمان از مؤلفه‌های باقیمانده حاصل از تجزیه EMD و ساختار پیش‌بینی ترتیبی نسبت داد. مؤلفه‌های باقیمانده با حذف نوسانات پرفرکانس، روند تدریجی تخریب بلبرینگ را به خوبی نمایان می‌کنند و در نتیجه ورودی مناسب‌تری برای شبکه عصبی فراهم می‌آورند. علاوه بر این، راهبرد پیش‌بینی ترتیبی با انتقال برآورد اولیه RUL از شبکه اول به شبکه دوم، امکان بهره‌گیری از اطلاعات تکمیلی حاصل از ارتعاشات در دو جهت اندازه‌گیری را فراهم می‌سازد. در نتیجه، شبکه دوم به جای یادگیری مجدد کل رابطه بین ویژگی‌ها و RUL، بر اصلاح و پالایش برآورد اولیه تمرکز کرده و قادر است روند تخریب را با دقت بیشتری مدل‌سازی کند. این موضوع در تمامی



شکل ۹. پیش‌بینی RUL توسط مدل ارائه شده در مقایسه با رویکردهای مختلف برای بلبرینگ‌های گوناگون.

Figure 9. RUL prediction results of the proposed model compared with different approaches for different bearings.



شکل ۱۰. پیش‌بینی RUL توسط مرحله اول و دوم برای بلبرینگ‌های ۱-۳ و ۲-۴.

Figure 10. RUL predictions by the first and second stages for Bearings 1-3 and 2-4.

موجب حذف بخش قابل توجهی از نوسانات کوتاه‌مدت و برجسته شدن روند تخریب بلندمدت شده است که این امر نقش مؤثری در افزایش دقت پیش‌بینی ایفا می‌کند. با وجود نتایج به‌دست آمده، پژوهش حاضر، علی‌رغم عملکرد مناسب در پیش‌بینی RUL، دارای محدودیت‌هایی است که باید مورد توجه قرار گیرند. نخست، ارزیابی مدل بر اساس مجموعه داده آزمایشگاهی پرونوستیا انجام شده است و بنابراین، اعتبارسنجی مستقیم مدل در شرایط واقعی صنعتی و در حضور عواملی مانند تغییرات بار و سرعت، نویز محیطی، ارتعاشات ناشی از سایر اجزا و خطاهای حسگر در این مطالعه انجام نشده است. در نتیجه، تعمیم نتایج به تجهیزات صنعتی واقعی نیازمند اعتبارسنجی مستقل است. دوم، چارچوب پیشنهادی به استخراج Residualهای حاصل از روش EMD وابسته است و اثر انتخاب روش تجزیه بر عملکرد مدل به‌صورت مقایسه‌ای بررسی نشده است. سوم، مدل حاضر تنها یک مقدار نقطه‌ای برای RUL ارائه می‌دهد و تحلیل صریح عدم قطعیت و ارائه بازه اطمینان برای پیش‌بینی‌ها در این مطالعه انجام نشده است. در پژوهش‌های آینده، می‌توان چارچوب پیشنهادی را بر روی مجموعه داده‌های صنعتی بزرگ‌تر و متنوع‌تر و تحت شرایط کاری مختلف ارزیابی کرد و قابلیت تعمیم آن را در محیط‌های واقعی بررسی

در ادامه، یک راهبرد پیش‌بینی ترتیبی پیشنهاد شد که در آن ابتدا باقیمانده‌های استخراج شده از ارتعاشات افقی برای تولید یک برآورد اولیه از RUL مورد استفاده قرار گرفتند و سپس این برآورد به‌عنوان یک ویژگی تکمیلی در کنار باقیمانده‌های ارتعاشات عمودی به شبکه عصبی دوم منتقل شد تا پیش‌بینی نهایی انجام گیرد. نتایج حاصل از ارزیابی بر روی مجموعه داده استاندارد پرونوستیا نشان داد که مدل پیشنهادی قادر است روند تخریب بلبرینگ را با دقت مناسبی دنبال کرده و در تمامی معیارهای ارزیابی، عملکرد قابل قبولی ارائه دهد.

علت اصلی بهبود عملکرد چارچوب پیشنهادی را می‌توان در یادگیری سلسله مراتبی اطلاعات حاصل از دو جهت ارتعاش دانست. در این ساختار، شبکه عصبی نخست اطلاعات موجود در ارتعاشات افقی را به یک نمایش فشرده از وضعیت سلامت بلبرینگ تبدیل می‌کند و شبکه دوم با بهره‌گیری از این برآورد اولیه در کنار اطلاعات مستقل موجود در ارتعاشات عمودی، فرآیند پیش‌بینی را پالایش می‌کند. این راهبرد موجب می‌شود اطلاعات مکمل دو جهت ارتعاش به‌صورت تدریجی و هدفمند مورد استفاده قرار گیرند و شبکه دوم به‌جای یادگیری مجدد روابط پیچیده، بر اصلاح برآورد اولیه تمرکز کند. از سوی دیگر، استفاده از مؤلفه‌های باقیمانده حاصل از EMD

مراجع

- Alexandridis, A. K., & Zapanis, A. D. (2013). Wavelet neural networks: A practical guide. *Neural Networks*, 42, 1–27. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2013.01.008>
- Ansari, S., Ayob, A., Lipu, M. H., Hussain, A., & Saad, M. H. M. (2022). Particle swarm optimized data-driven model for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries by systematic sampling. *Journal of Energy Storage*, 56, 106050. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.106050>
- Behera, S., & Misra, R. (2023). A multi-model data-fusion based deep transfer learning for improved remaining useful life estimation for IIOT based systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 119, 105712. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105712>
- Bhanushali, D., Kamat, P., & Dhiman, H. (2025). Enhanced bearing health indicator extraction using slope adaptive signal decomposition for predictive maintenance. *MethodsX*, 14, 103310. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2025.103310>
- Chen, Y., Huang, Z., Du, Z., Zhong, G., Gao, J., & Zhen, H. (2024). Transient voltage stability assessment and margin calculation based on disturbance signal energy feature learning. *Frontiers in Energy Research*, 12, 1479478. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1479478>
- Cheng, G., Wang, X., & He, Y. (2021). Remaining useful life and state of health prediction for lithium batteries based on empirical mode decomposition and a long and short memory neural network. *Energy*, 232, 121022. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121022>
- Guo, K., Ma, J., Wu, J., & Xiong, X. (2024). Adaptive feature fusion and disturbance correction for accurate remaining useful life prediction of rolling bearings. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 138, 109433. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109433>
- Hosseinzadeh, S., Bahaari, M., Abyani, M., & Taheri, M. (2025). Data-driven remaining useful life estimation of subsea pipelines under effect of interacting corrosion defects. *Applied Ocean Research*, 155, 104438. <https://doi.org/10.1016/j.apor.2025.104438>
- Laamarti, E., Birk, A. M., Chanut, C., & Heymes, F. (2025). Investigating overpressure BLEVE effects on 100% liquid full vessel. *Process Safety and Environmental Protection*, 199, 107191. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2025.107191>
- Li, Y., Huang, X., Zhao, C., & Ding, P. (2022). A novel remaining useful life prediction method based on multi-support vector regression fusion and adaptive weight updating. *ISA Transactions*, 131, 1–12.
- نمود. همچنین، مقایسه EMD با سایر روش‌های تجزیه و استخراج روند می‌تواند وابستگی مدل به یک روش تجزیه خاص را مورد ارزیابی قرار دهد. علاوه بر این، توسعه مدل‌های احتمالاتی و روش‌های کمی‌سازی عدم قطعیت می‌تواند امکان ارائه بازه اطمینان برای پیش‌بینی RUL را فراهم کند. در نهایت، توسعه ساختار پیش‌بینی ترتیبی به چندین مرحله و بهره‌گیری از معماری‌های پیشرفته یادگیری عمیق می‌تواند از دیگر مسیرهای پژوهشی آینده باشد.
- ## قدردانی
- نویسندگان از حمایت‌های معنوی دانشکده مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی قدردانی می‌نمایند.
- ## حمایت مالی
- این پژوهش هیچ‌گونه حمایت مالی دریافت نکرده است.
- ## تعارض منافع
- نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ‌گونه تضاد منافع مرتبط با تحقیق حاضر ندارند و نتایج به‌صورت بی‌طرفانه و بدون دخالت منافع شخصی یا حرفه‌ای به‌دست‌آمده است.
- ## مشارکت‌های نویسندگان
- علی نجمی:** مفهوم‌پردازی، مدیریت داده‌ها، تحلیل آماری، تحقیق و بررسی، روش‌شناسی، تأمین منابع، نرم‌افزار، اعتبارسنجی، مصورسازی، نگارش پیش‌نویس اصلی، نگارش - بازبینی و ویرایش؛ **رسول شفائی:** مفهوم‌پردازی، روش‌شناسی، مدیریت پروژه، راهنمایی، نگارش پیش‌نویس اصلی، نگارش - بازبینی و ویرایش.
- ## دسترسی به داده‌ها
- داده‌ها در صورت درخواست در دسترس هستند: داده‌های پشتیبانی‌کننده نتایج این مطالعه در اختیار نویسندگان مسئول بوده و در صورت درخواست منطقی در دسترس قرار خواهند گرفت.

- 14(5), 1756–1777.
<https://doi.org/10.1007/s13198-023-01979-0>
- Tong, Z., Miao, J., Tong, S., & Lu, Y. (2021). Early prediction of remaining useful life for lithium-ion batteries based on a hybrid machine learning method. *Journal of Cleaner Production*, 317, 128265.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128265>
- Wang, S.-H., Kang, X., Wang, C., Ma, T.-B., He, X., & Yang, K. (2024). A hybrid approach for predicting the remaining useful life of bearings based on the RReliefF algorithm and extreme learning machine. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 140(2), 1405–1427.
<https://doi.org/10.32604/cmes.2024.049281>
- Yan, L., Peng, J., Gao, D., Wu, Y., Liu, Y., Li, H., Liu, W., & Huang, Z. (2022). A hybrid method with cascaded structure for early-stage remaining useful life prediction of lithium-ion battery. *Energy*, 243, 123038.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.123038>
- Yin, W., Xia, H., Zio, E., & Huang, X. (2025). Deep ensemble learning and error correction method for remaining useful life prediction of rolling bearings. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 161, 112128.
<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2025.112128>
- Yousuf, S., Khan, S. A., & Khursheed, S. (2022). Remaining useful life (RUL) regression using long-short term memory (LSTM) networks. *Microelectronics Reliability*, 139, 114772.
<https://doi.org/10.1016/j.microrel.2022.114772>
- Zhao, X., Yang, Y., Huang, Q., Fu, Q., Wang, R., & Wang, L. (2025). Rolling bearing remaining useful life prediction method based on vibration signal and mechanism model. *Applied Acoustics*, 228, 110334.
<https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2024.110334>
- Zhou, K., & Tang, J. (2023). A wavelet neural network informed by time-domain signal preprocessing for bearing remaining useful life prediction. *Applied Mathematical Modelling*, 122, 220–241.
<https://doi.org/10.1016/j.apm.2023.05.042>
- Zhu, G., Zhu, Z., Xiang, L., Hu, A., & Xu, Y. (2023a). Prediction of bearing remaining useful life based on DACN-ConvLSTM model. *Measurement*, 211, 112600.
<https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.112600>
- Zhu, Y., Wu, J., Liu, X., Wu, J., Chai, K., Hao, G., & Liu, S. (2023b). Hybrid scheme through read-first-LSTM encoder-decoder and broad learning system for bearings degradation monitoring and remaining useful life estimation. *Advanced Engineering Informatics*, 56, 102014.
<https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.102014>
- Zhuang, J., Cao, Y., Jia, M., Zhao, X., & Peng, Q. (2023). Remaining useful life prediction of 444–459.
<https://doi.org/10.1016/j.isatra.2022.04.042>
- Liu, Y., Ma, D., Xu, Q., & Wang, Q. (2026). Remaining useful life prediction for rolling bearings using least squares support vector regression based on optimal mode decomposition. *Control Engineering Practice*, 172, 106928.
<https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2026.106928>
- Liu, Y., Wang, Y., Wang, Y., Xue, S., Wang, Z., & Gao, Z. (2025). Method for predicting remaining useful life of rolling bearings based on dynamic complexity characteristic entropy and quantum neural networks. *Engineering Failure Analysis*, 170, 109315.
<https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2025.109315>
- Najmi, A., & Guilani, P. P. (2025). Optimization of a bi-objective reliability redundancy allocation problem with heterogeneous components and strategy selection. *Computers & Industrial Engineering*, 111438.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2025.111438>
- Najmi, A., Abouei Ardakan, M., & Javid, Y. (2021). Optimization of reliability redundancy allocation problem with component mixing and strategy selection for subsystems. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 91(10), 1935–1959.
<https://doi.org/10.1080/00949655.2021.1879080>
- Nie, L., Zhang, L., Xu, S., Cai, W., & Yang, H. (2022). Remaining useful life prediction for rolling bearings based on similarity feature fusion and convolutional neural network. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 44(8), 328.
<https://doi.org/10.1007/s40430-022-03638-0>
- Shi, P., Ma, H., Xu, X., & Han, D. (2026). A novel remaining useful life prediction method of rolling bearings based on multivariate prediction method and long short-term memory with residuals model. *Measurement*, 279, 121726.
<https://doi.org/10.1016/j.measurement.2026.121726>
- Sun, Y., & Wang, Z. (2024). Remaining useful life prediction of rolling bearing via composite multiscale permutation entropy and Elman neural network. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 135, 108852.
<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.108852>
- Tajiani, B., & Vatn, J. (2023). Adaptive remaining useful life prediction framework with stochastic failure threshold for experimental bearings with different lifetimes under contaminated condition. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*,

System Safety, 216, 107946.
<https://doi.org/10.1016/j.res.2021.107946>

پیوست

عبارات اختصاری استفاده‌شده در این پژوهش به شرح
جدول الف-۱ است:

bearings using multi-source adversarial online regression under online unknown conditions. *Expert Systems with Applications*, 227, 120276. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120276>

Zhuang, J., Jia, M., Ding, Y., & Ding, P. (2021). Temporal convolution-based transferable cross-domain adaptation approach for remaining useful life estimation under variable failure behaviors. *Reliability Engineering &*

جدول الف-۱. عبارات اختصاری

Table A-1. Abbreviations

اختصار	عبارت لاتین	معادل فارسی
PHM	Prognostics and Health Management	پیش‌بینی و مدیریت سلامت
RUL	Remaining Useful Life	عمر مفید باقیمانده
EMD	Empirical Mode Decomposition	تجزیه مد ذاتی
IMF	Intrinsic Mode Function	تابع مد ذاتی
RMS	Root Mean Square	جذر میانگین مربعات
SW	Skewness	چولگی
KT	Kurtosis	کشیدگی
P2P	Peak to peak	دامنه پیک‌به‌پیک
SE	Signal Energy	انرژی سیگنال
RMSE	Root Mean Squared Error	جذر میانگین مربعات خطا
MAE	Mean Absolute Error	میانگین قدرمطلق خطا
EEMD	Ensemble EMD	تجزیه مد ذاتی گروهی/تجمعی
CEEMDAN	Complete Ensemble EMD with Adaptive Noise	تجزیه مد ذاتی تجمعی کامل با نویز تطبیقی
VMD	Variational Mode Decomposition	تجزیه مد تغییراتی
FBM	Fourier-based methods	روش‌های مبتنی بر فوریه
STFT	Short-Time Fourier Transform	تبدیل فوریه کوتاه‌مدت