### AL-TEKREETI WATBAN KHALID FAHMI

# ANALYSIS OF THE VIBRATION EFFECTS ON COMBINED CYCLE POWER PLANTS' MECHANICAL PARTS

2.4.7. Turbomachinery and Piston Engines

Dissertation summary for the purpose of obtaining the academic degree

Candidate of Technical Sciences

The work was completed at the Department of Power Engineering, within the Engineering Academy of the Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "Patrice Lumumba Russian University of Peoples' Friendship" (RUDN University).

Official opponents:	Reza Kashy Zadeh Kazem Can Sciences (PhD), Professor of the Dep Equipment and Technology" at Autonomous Educational Institution "Patrice Lumumba Russian Uni Friendship" (RUDN). Kornilova Anna Vladimirovna	artment of "Transport the Federal State of Higher Education versity of Peoples'
Official opponents:	Sciences, Senior Researcher at the Experimental Mechanics (RIEM) of Budget Educational Institution of «Moscow State University of Civil I Research University)»	Research Institute of of the Federal State f Higher Education
	Gorbachev Maxim Mikhailovich, Sciences, Associate Professor of Operation of Water Transport and Astrakhan State Technical University	the Department of Industrial Fisheries,
	Basati Panah Mehdi Candidate of (PhD), Associate Professor at the High Engineering, Institute of Energy, Petersburg Polytechnic University.	gher School of Power
The defense will be held on "" Council PDC 2022.013 at the Federal Stat "Patrice Lumumba Russian University of I Moscow, Podolskoye Highway, Building 8	Peoples' Friendship" (RUDN Universi	n of Higher Education
The dissertation is available for recenter of RUDN University. Address: 117	view at the Scientific and Educationa 198, Moscow, Miklukho-Maklaya St	•
posted on the official website of RUDN Un official website of the Higher Attestation Education of the Russian Federation at		

### GENERAL CHARACTERISTICS OF THE WORK

**Relevance of the topic.** The application of combined cycle power plants (CCPPs) has significantly transformed the energy generation sector by enhancing efficiency and reducing environmental impact. These plants integrate gas and steam turbines to achieve higher thermal efficiency than traditional fossil fuel-based generation methods.

However, while CCPPs are central to power production, they also face significant challenges. A primary challenge is the mechanical stress experienced by their components, particularly mechanical vibrations. If left unmanaged, these vibrations can lead to material wear and fatigue, jeopardizing plant safety and efficiency, and resulting in costly downtime.

Traditional vibration monitoring methods in power plants rely on scheduled maintenance and the use of vibration sensors to detect abnormal conditions. However, with the advent of advanced computational methods, machine learning (ML) offers a transformative approach to vibration analysis that could revolutionize mechanical stress management in CCPPs. Machine learning methods, especially those designed for fault detection, have gained recognition for their ability to identify patterns and predict equipment failure before it occurs. Fault detection algorithms can accurately identify unusual patterns indicative of potential problems by analyzing both statistical and real-time operational data. The integration of these methods into CCPPs promises to enhance traditional monitoring systems by providing early warnings and enabling proactive measures to prevent failures. This constitutes a relevant scientific task with significant practical importance.

This dissertation explores the application of machine learning algorithms for detecting and predicting abnormal vibration patterns in the mechanical components of CCPPs. By combining data-driven models with traditional vibration analysis, this research aims to create a predictive maintenance framework that enhances operational reliability and efficiency. Through a comprehensive analysis of statistical vibration data and real-time monitoring data, machine learning models can potentially identify subtle changes in vibration signatures that precede mechanical failures, offering a novel perspective on predictive maintenance.

The degree of development of the research topic. This study focuses on the implementation of a solution designed to provide predictive maintenance capabilities for a gas power plant in Kirkuk, Iraq. The LSTM-autoencoder neural network model developed in this research demonstrates a fault detection accuracy of 96.10%, illustrating its high capability for learning and predicting complex patterns from plant operational data. Its effectiveness is superior compared to other recognized anomaly detection methods, such as One-Class Support Vector Machine (SVM) (12.64% accuracy), the Isolation Forest algorithm (11.71% accuracy), and the K-Means clustering method (accuracy of 83.64%). The success of the study testifies to the efficacy of the LSTM-autoencoder model in predictive maintenance applications for power plants.

<u>Purpose of the work.</u> The aim of this work is to develop a neural network for enhanced real-time detection of operational deviations in power plant turbines, and to identify the most suitable neural network model for these conditions, ensuring optimal accuracy and reliability for operational monitoring.

### Research objectives:

- 1-Creation of an integrated dataset by extracting the output data from the piezoelectric accelerometer CA 202 installed on the Siemens SGT5 4000F gas turbine power plant in Kirkuk, and normalization of this dataset to teach deep machine learning models.
- 2-Development of an autoencoder structure with feature selection capabilities, allowing for the selective saving of key features when obtaining a coded representation of time series data.
- 3-Create an optimized LSTM model and train it on the specialized dataset for the effective detection of anomalies in the data.

<u>Object of research:</u> A predictive model for identifying potential mechanical faults based on deviations of the vibration signature from the current operational regime.

<u>The research subject is</u> Analysis of vibration effects from defects on mechanical components of the Siemens SGT5-4000F gas turbine.

### Scientific novelty.

- 1. The development of the DLSTM-Autoencoder model represents a novel approach in the field of anomaly detection within time series data, especially given its application in complex industrial environments.
- 2. Integrating DLSTM layers into the Autoencoder framework introduces a novel dimension to the anomaly detection process.

<u>The theoretical significance of this work</u> lies in its presentation of novel methodologies for detecting abnormalities in time series data gathered from industrial environments through various monitoring systems.

### The practical significance of the work is that:

- 1. Comparison of the efficiency of different models of neural network for predictive analysis of the state of gas turbine Siemens SGT5-4000F, as the most efficient model determined LSTM with three hidden layers.
- 2. The optimized LSTM model, developed and trained on a specialized dataset, enables early anomaly detection. This facilitates the rapid identification of faults in the Siemens SGT5-4000F turbine installed at the Kirkuk power plant, Iraq. Early diagnosis reduces unit downtime through timely defect resolution, achieves maintenance cost reduction via proactive problem identification and resolution, and prevents catastrophic failures.

### **Methods of research:**

- 1. Methodology designed for investigating the vibration effect on CCPP mechanical components using ML techniques.
- 2. Data collection includes historical and real-time vibration measurements from operational CCPPs.
  - 3. ML algorithms selected and evaluated for pattern recognition of mechanical anomalies.
- 4. Anomaly detection framework tailored for CCPP vibration data, including feature extraction and unsupervised learning.
- 5. Integration of ML algorithms into a real-time monitoring system for continuous component condition evaluation.
- 6. Model validation through retrospective analysis and prospective testing, focusing on key metrics.

#### **Provisions to be defended:**

- 1. Study of existing methods of diagnosis using machine learning and selection of the most effective method for the collection of raw data on vibration condition of power plant equipment in Kirkuk, Iraq.
- 2. Integration of the developed methodology into the existing ACU TPs to increase the detection speed and accuracy of new vibration anomalies on working equipment.

**Reliability of the results.** The DLSTM-Autoencoder model developed in this research demonstrates an impressive anomaly detection accuracy of 96.10%, illustrating its strong ability to learn and forecast intricate patterns within the power plant's operational data. Its efficiency becomes even more apparent when compared with other existing anomaly detection methods, such as One-Class

SVM (12.64% accuracy), Isolation Forest (11.71% accuracy), and K-Means clustering (83.64% accuracy). This is a significant improvement.

**Implementation of research results**. The study received funding from an Iraqi organization to address early detection. Over the past year, the results of this study have been used effectively with a positive economic impact. Received a letter of recommendation from the Ministry of Electricity Production of the Republic of Iraq, located in the northern region of the Kirkuk power plant, confirming the effectiveness of the use of the project results at the power plant.

**Reliability and validation of results.** The study represents a significant contribution to the field of mechanical engineering and focuses on predictive maintenance, detection of malfunctions, and detection of anomalies in the vibration state of the equipment of combined cycle power plants. The work uses advanced methodologies, including machine learning and deep learning models, to improve the reliability and accuracy of the detection of anomalies in the vibrational state.

The data used for this study were collected at the Kirkuk Power Plant, a large gas-fired combined-cycle power plant in Iraq. Founded in 2005, the Kirkuk power plant has a capacity of 622 MW. The equipment includes gas turbines Siemens SGT-1000F and SGT5-4000F.

Key aspects of the data collection process include:

*Extensive sensor deployment:* A large network of sensors has been installed at the power plant, including the CA 202 accelerometer for detecting imbalances and inadequacies, and the TQ 402 proximity sensor for capturing shaft displacement. These sensors are located to ensure complete data collection of critical components.

Data collection period: Vibration data collected over six months to create a reliable and representative dataset.

Data preparation: To address the limited availability of anomalous data, pre-processing techniques were applied, including data enhancement techniques such as symmetrical reflection and noise addition. This has increased the reliability of developed models of deep learning.

The study enabled a shift from reactive to proactive service strategies by integrating advanced anomaly detection models, such as LSTM autoencoders, into predictive service systems.

### Scientific achievements include:

- 1. Development of a computer program to detect vibration anomalies of rotating equipment based on various practical algorithms. Computer program 2024663540, 07.06.2024.
- 2. Intelligent detection of anomalies with high accuracy in the system online, monitoring turbines and power plants. Computer program 2024663703, 10.06.2024.

Five articles were published in the international peer-reviewed journals SCOPUS/WOS, and the results of the studies were presented at three international conferences.

**Structure and scope of work.** The dissertation consists of an introduction, six chapters, and a list of literature. The total volume of the dissertation is 161 pages of the main text, containing 61 pictures and 5 algorithms; the list of literature contains 112 sources.

#### MAIN CONTENT

**The introduction** describes the current state of technologies in the field of thermal energy and justifies the relevance of timely diagnosis of equipment of power plants to reduce operating costs, improve operational efficiency, and environmental safety through the improvement of a vibration diagnostics system using neural network and machine learning methods.

**The first chapter** discusses several key aspects of combined-cycle power plant operation. This chapter outlines the relevance and purpose of the current study on the application of machine learning (ML) methods for the analysis of mechanical vibrations of combined cycle power plant equipment.

Combined cycle power plants have been shown to revolutionize electricity production and show improved fuel efficiency and reduced environmental impact. The problems associated with mechanical vibrations, which could lead to safety risks and costly equipment failures if not addressed in advance, were discussed. Machine learning offers a change in the approach to vibration analysis, which allows for early detection of anomalies by identifying patterns in archival and current data.

The second chapter presents an overview of literature and publications on the causes of turbine group vibration. The particular importance of the problem of vibration on rotating equipment for combined cycle power plants is considered, and increased vibration can cause serious operational problems on equipment and lead to accidents, i.e., with catastrophic consequences.

This chapter describes a comprehensive approach to vibration analysis aimed at identifying the components most susceptible to vibration, understanding the root causes of these vibrations, and exploring proactive strategies and technological solutions to reduce or eliminate these vibrations. Detailed study of the causes of mechanical failures caused by vibration, including shaft imbalance and misalignment, critical speed problems, and the effect of short-circuit rotor turns.

Considering these aspects, the author has laid the foundation for developing more sustainable and cost-effective maintenance strategies for combined cycle power plants, ultimately aimed at reducing the risk of component damage, improving operational stability and achieving significant maintenance savings. The discussion is intended to address the global goal of improving the efficiency and reliability of electricity generation in combined-cycle power plants through modern methods of vibration analysis and dampening.

In the third chapter, a structural analysis of vibration signals and monitoring systems is carried out. Predictive maintenance has received considerable attention in recent years, especially for electricity generation facilities such as combined cycle power plants. Special attention to the analysis of vibration on rotating equipment is due to the direct effect of the level of vibration on operational efficiency and safety. Anomalies in vibration characteristics often lead to mechanical failures, so their early detection and analysis are crucial for maintaining uninterrupted power generation and minimizing downtime.

Predictive maintenance strategies, especially those based on vibration analysis, play an important role in predicting potential failures of critical power plant components. Using advanced analytical procedures, power plants can anticipate maintenance needs, thereby optimizing operational efficiency and reducing the likelihood of unplanned outages. To process these signals, methods such as fast Fourier transform analysis and frequency-time analysis are used to identify common types of failures, such as bearing wear and rotor misalignment.

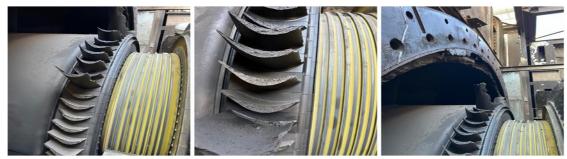


Figure 1. Catastrophic degradation of gas turbine blades at the Kirkuk power plant, illustrating severe mechanical wear and thermal fatigue.

Figure 1 shows extensive damage to the blades of a gas turbine at the Kirkuk power plant, showing severe mechanical wear and thermal fatigue. This indicates a critical operational failure with significant implications for the power generation efficiency and reliability of the plant. Mechanical failures in power plants, especially for turbines, are mainly caused by vibrations arising from a variety of causes, including shaft imbalance, resonance, and mechanical friction. High-quality sensors play a

key role in accurate vibration monitoring, providing the data needed to effectively analyze and predict potential faults. Different types of sensors are used to collect various aspects of vibration data, including accelerometers and non-contact sensors, each providing unique information on the condition of equipment.

The current vibration measurement and analysis process consists of two stages: data collection using a variety of sensors, and data analysis using signal processing tools. Each step presents its own set of problems, from the selection of suitable sensors to the efficient processing of raw data into valid conclusions.

Over the past decade, machine learning (ML) and in-depth training have become indispensable tools for analyzing failure data. The ML methods are generally classified into two categories: those that teach with a teacher and those that teach without a teacher.

Deep learning, a subset of machine learning, involves complex algorithms such as recursive neural networks (RNNs), autoencoders, and retrieval neural networks. These algorithms are excellent at handling complex data structures and learning multi-level representations, which are key for monitoring the state of machines in different systems. Moreover, hybrid approaches to learning have emerged that combine elements of both teacher-led and unteaching-led learning.

The main objective of this study is to address the critical need for improved real-time anomaly detection for turbine power plants where traditional methods are not able to handle complex, multidimensional time series.

**Chapter four presents** the organization of a pilot study, including data collection and production. The research site is in Kirkuk, Iraq. The station has an installed capacity of 622 MW and is a key element in Iraq's energy infrastructure. The power plant was put into operation in February 2005, with installed equipment - modern gas turbines Siemens SGT series.

The extensive network of sensors installed on power plant equipment provides a comprehensive data set covering a wide range of operational parameters and performance indicators. Figure 2 shows the control panel for the overspeed protection system at the Kirkuk gas power plant. The obtained data is used to train deep learning algorithms for detecting and predicting anomalies in real time. The data on turbomachinery failures and power plant maintenance problems provide a direct view of the operational problems encountered over many years. It took more than six months to collect a detailed and comprehensive set of data, including both normal and emergency operating modes of the gas turbine, recorded by the CA 202 accelerometer. This work was particularly difficult and time-consuming due to the rarity of accident events in power plant operations, which required careful monitoring and data collection. For 6 months, the data collection on vibration with a sampling frequency of 1s, according to the comprehensive array of sensors. During this period, the power plants faced several technical problems, ranging from increased vibration in the turbine bearings to corrosion of the turbine blades, which required preventive maintenance and unplanned repairs.

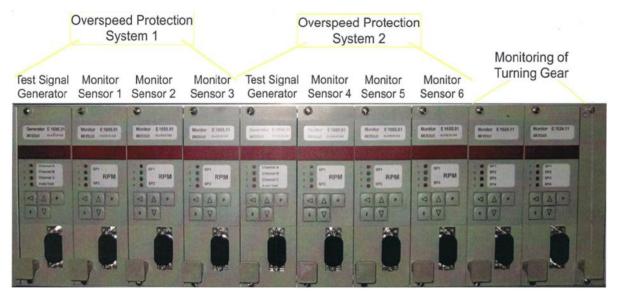


Figure 2. The control panel for the Overspeed Protection System at the Kirkuk Gas power plant, featuring two independent systems for redundancy.



Figure 3. Equipment used to measure the vibration velocity of turbines in Kirkuk Gas power plant, (a) The CA 202 accelerometer, (b) the signal conditioner IPC 704 converts a charge-based signal from a piezoelectric transducer into a current or voltage signal.

Vibration data collected using the advanced VIBRO-METER system forms a dataset for the development of machine learning models that provide a deep understanding of the power plant's operating status. Modern instruments were used as sensors, i.e., the piezoelectric accelerometer CA 202 and the signal converter IPC 704, which underlines the desire of the power plant to implement advanced technologies to ensure the accuracy and reliability of vibration data on equipment elements (Figures 3 and 4).



Figure 4. Placement of CA 202 accelerometer sensors throughout various sections of the gas turbine at the Kirkuk power plant.

Figure 5 shows an anomaly detected by the VIBRO-METER monitoring system.

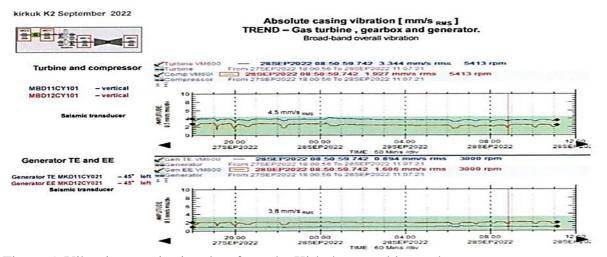


Figure 5. Vibration monitoring data from the Kirkuk gas turbine and compressor system were obtained from the monitoring system installed on the power plant.

In Fig. 6,  $D_1$  is the vibration velocity of the turbine bearing, and  $D_2$  presents the turbine relative shaft vibration, which is used as the dataset for the training and testing phases in the deep learning model.

$D_{1}^{1}D_{2}$										
Time: F Tag1		021/11/01 12:00:0 TURBINE S ACTIVE PO VIBTURB REL S-VIB VIB COMP	PEED WER EARING CSG	Y	Tog7 1 Tag8 1	2021/11/30 11:50 1MB012CY940[KQ01 1MK011CY021[KQ01 1MK012CY021[KQ01 1MK015CY021[KQ01	9:59.076 PM	REL S-WB COM VIB GEN BRG C VIB GEN BRG S VIB GEN BRG S	SG TE SG EE	
Time	Tag1	Tag2	Tag3	Tag4	Tag5	Tag6	Tag7	Tag8	Tag9	
	Hz	MW	mm/s	• Lm	mm/s	um res	mm/s	mm/s	mm/s	
2021/11/28 03:00:00.000 AM	50.9394	100.255	2.34375	<ul> <li>30.0203</li> </ul>	3.58218	51.1429	0.966435	1.79977	1.15162	
2021/11/28 04:00:00.000 AM	50.9331	80.2315	2.22222	32.5521	3.55324	48.7558	1.18056	1.96759	1.25579	
2021/11/28 05:00:00.000 AM	50.5933	129.977	2.56944	29.8032	3.54167	48.4664	1,18056	1.99653	1.22685	
2021/11/28 06:00:00.000 AM	50.5261	197,546	2.37269	32.1181	3.81356	38.9902	0.920139	1.79977	1.07639	
021/11/28 07:00:00,000 AM	49.4374	200.764	2.28009	30.4543	3.91204	40.1476	1.53935	1.99653	0.84490	
2021/11/28 08:00:00.000 AM	50.7341	175.208	2.2338	28.6458		37.6157	1.15741	1.71296	0.95486	
2021/11/28 09:00:00.000 AM	50.6024	189.398	2.26273	28.7182	3,64005	39.7859	1,21528	1.67824	0.89699	
2021/11/28 10:00:00:000 AM	49.3125	200.162	2.43056	28.3565	3.94097	40.4369	1.81713	2.17593	0.80439	
2021/11/28 11:00:00:000 AM	49.9533	199.931	2.18171	* 27,1991	3.85995	39.7859	1.48727	1.94444	0.83333	

Figure 6. The output of the VIBRO-METER monitoring system used in the Kirkuk Gas Power Plant.

The effectiveness of an anomaly detection model heavily relies on the quality of the input data. In this research we have implemented several preprocessing steps, include: (1) standardization, which adjusts data to have a mean of zero and a standard deviation of one, (2) normalization, which transforms data to a range of 0 to 1 or -1 to 1 (also known as Min-Max scaling), are essential and (3) data cleaning is equally vital, ensuring the removal of any missing or inaccurate values that may have arisen during data collection. To maintain consistency in the dataset's length for neural network input, missing values are set to zero.

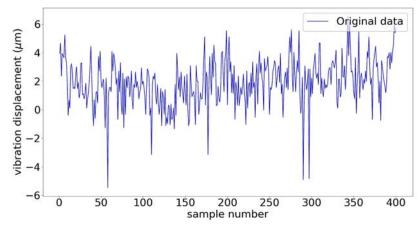


Figure 7. The measured vibration displacement of a turbine shaft at the Kirkuk power plant.

In Figure 7, the displacement of a turbine shaft's vibration at the Kirkuk power plant is depicted over a sequence of 400 samples. However, there was a shortage of anomalous data in the dataset. To counter this, anomalous data were manually generated from the original dataset using various techniques such as symmetrical flipping and noise addition. These techniques expanded the anomalous samples, with the anomalous data randomly drifting upwards or downwards, while Gaussian white noise was applied to create additional samples with the same anomaly label.

To address the issues of data scarcity and insufficient anomaly examples in the dataset, two key data augmentation techniques were employed: symmetric reflection and temporal transformation, supplemented by additional methods such as noise addition.

In the fifth chapter, the process of developing advanced anomaly detection using deep learning techniques is presented. The DLSTM-Autoencoder model introduces a sophisticated approach to anomaly detection within time-series data, especially in complex industrial contexts. By integrating Deep Long Short-Term Memory (DLSTM) networks with Autoencoders, the model leverages the strengths of both to adeptly capture and analyze complex temporal patterns and anomalies in data sequences. This integration is particularly effective due to the complementary nature of DLSTMs' temporal sensitivity and Autoencoders' capability for dimensionality reduction and feature extraction. The architecture of the DLSTM-Autoencoder is structured within an encoder-decoder framework, specifically designed to tackle the nuances of time-series data reconstruction and to identify anomalies by examining the discrepancies between the original inputs and their reconstructions. The model is defined by several key mathematical components:

DLSTM Networks: The DLSTM layers are pivotal for capturing the temporal dependencies within the data. A DLSTM cell's functionality is encapsulated by a series of equations, each representing a different gate or state within the cell. The mathematical formulation is typically as follows:

Forget Gate  $(f_t)$ : Controls the extent to which a value remains in the cell state, Eq.1.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_t - 1, x_t] + b_f) \tag{1}$$

Input Gate  $(i_t)$ : Decides which new information is added to the cell state, Eq.2.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_t - 1, x_t] + b_i) \tag{2}$$

Candidate Layer  $(\tilde{C}_t)$ : Creates a candidate vector to add to the cell state, Eq.3.

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_t - 1, xt] + b_c) \tag{3}$$

Cell State Update ( $C_t$ ): Updates the cell state by forgetting and adding new information, Eq.4.

$$C_t = f_t * C_t - 1 + i_t * \tilde{C}_t \tag{4}$$

Output Gate  $(o_t)$ : Determines the next hidden state output, Eq.5.

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [ht - 1, x_t] + b_o) \tag{5}$$

Output ( $h_t$ ): The final output of the DLSTM cell, Eq.6.

$$h_t = o_t * \tanh(C_t), \tag{6}$$

where  $\sigma$  denotes the sigmoid function ,tanh is the hyperbolic tangent function , W and b represent the weights and biases of the respective gates ,xt is the input at time step t, ht-1 is the previous hidden state, and  $C_t$  is the current cell state. The DLSTM unit, as depicted in Fig.8, is designed based on Eqs. (1)-(6).

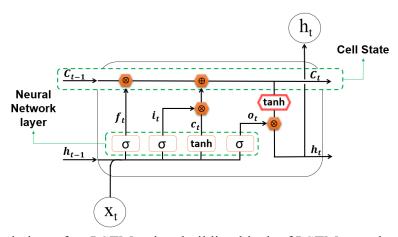


Figure 8. The detailed view of an LSTM unit, a building block of LSTM neural networks known for their ability to capture long-term dependencies in sequence data.

Autoencoder: The part of the model is designed for dimensionality reduction and feature extraction, consisting of an encoder that compresses the data and a decoder that attempts to reconstruct the original data from this compressed form. The reconstruction error, typically quantified using the Mean Squared Error (MSE), is a critical component for anomaly detection.

Encoder: Compresses the input X to a latent representation Z using learned weights  $W_e$  and biases  $b_e$  , Eq.7.

$$Z = \sigma(W_e X + b_e) \tag{7}$$

Decoder: Attempts to reconstruct X from Z, using weights  $W_d$  and biases  $b_d$ , Eq.8.

$$\hat{X} = \sigma(W_d Z + b_d) \tag{8}$$

Mean Squared Error (MSE): Quantifies the reconstruction error.

The innovative use of LSTM layers to capture time dependencies, combined with autoencoder efficiency in data compression and recovery, makes the LSTM-Autoencoder model particularly suitable for detecting anomalies in time series.

```
Algorithm 1 Deep LSTM-Autoencoder for Anomaly Detection
 1: Define Autoencoder:
     Encoder:
 2:
       Input Layer
 3:
        Dense Layer 1 (128 neurons)
 4:
       Dense Layer 2 (64 neurons)
 5:
 6:
       Latent Layer (16 neurons)
     Decoder:
 7:
        Latent Layer (Input from Encoder)
8:
       Dense Layer 1 (64 neurons)
9:
       Dense Layer 2 (128 neurons)
10:
        Output Layer
11:
     Loss Function: Mean Squared Error (MSE)
12:
     Optimizer: Adam
13:
14: Define DLSTM Model:
     Input: Three-dimensional tensor (time sequences)
     LSTM Layer 1 (200 units, return_sequence=True)
16:
     LSTM Layer 2 (100 units, return_sequence=True)
17:
     LSTM Layer 3 (200 units, return_sequence=False)
18:
     Dense Output Layer (3 units)
19:
     Batch Size: 64
20:
     Dropout Rate: 0.1
22: Training the Autoencoder:
     Train with vibration data
     Extract features and reduce dimensionality
24:
25: Training the DLSTM Model:
     Train with reduced features from Autoencoder
27: Anomaly Detection and Prediction:
     For each new data point:
28:
        Apply Autoencoder to reduce features
29:
       Input reduced features to DLSTM Model
30:
31:
        Predict future values
       Calculate total error across all sensors
32:
        Use anomaly scoring for deviations
33:
       Refine errors, determine cut-off for anomalies
34.
```

#### Results and discussion.

A thorough comparison was performed to assess the accuracy of the LSTM autoencoder developed in the study compared to four models in the field of anomaly detection: one class vector support method, isolation forest algorithm, local emission level, and K-clustering method. Comparing the LSTM autoencoder model with these widely used methods, it was possible to determine its relative performance and outline its potential advantages in detecting anomalies. This comparative analysis not only compares the LSTM model with traditional approaches but also sheds light on its unique capabilities and contribution to anomaly detection.

Figure 9 presents a comparative analysis of the accuracy of the proposed models, revealing significant differences between them. Equation (9) shows how to measure the accuracy of a classification model by calculating the percentage of true positive and true negative predictions from all predictions made.

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP} \times 100\% \tag{9}$$

Variables in (9): Accuracy is the precision; TN (true negatives) are the correctly identified negatives; TP (true positives) are the correctly identified positives; FN (false negatives) are the

positives incorrectly identified as negatives; FP (false positives) are the negatives incorrectly identified as positives.

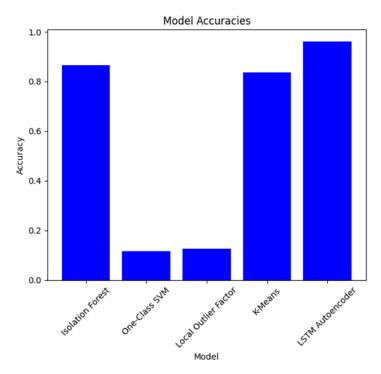


Figure 9. Comparison of anomaly detection model accuracies, highlighting the superior performance of the designed DLSTM-Autoencoder over traditional models ((a) Isolation Forest; (b) One-Class Support Vector Machine; (c) Local Outlier Factor; (d) K-Means Clustering; (e) LSTM Autoencoder).

The isolation forest models, and the one-class method of support vectors show relatively low accuracy with 11.71% and 12.64% respectively. According to Figure 9, the proposed models may have limitations in detecting complex anomalous patterns in a data set. By contrast, the K Means clustering method shows a significant increase in accuracy, reaching a value of 83.64%. However, it is the LSTM autoencoder that provides the best 96.10% accuracy. This result highlights the high capacity of the developed LSTM autoencoder to predict future time series data, due to its ability to learn long-term dependencies and complex data patterns. Studying the matrices for different anomaly detection models provides informative data regarding their performance.

For the isolation forest algorithm, peer support vector method, local emission level, K-Means clustering method, and LSTM autoencoder matrices show a sharp contrast in models' ability to correctly classify normal and abnormal incidents in the test data set (Figure 10). The Les isolation model shows a large number of true negative results (466), but also a significant number of false positive results (72), indicating a tendency to mislabel normal incidents as anomalies. Models of the same-class vector support method and local emission level show even more false-positive results (475 and 470, respectively), implying a high degree of misclassification, which is especially critical when anomalies are detected, where detection accuracy is important. At the same time, the K-Means clustering model with 450 true negatives and 88 false positives suggests a better, though not ideal, detection capability. This implies a moderate difference between normal data and anomalies, but the number of false-positive results remains significant. The LSTM-autoencoder model developed by the author, with an impressive number of 517 true negatives and only 21 false positives, shows excellent precision in distinguishing between normal and anomalous data. A small number of false positive results indicates the high specificity of the model and its ability to synthesize learning data well without

being misled by inherent noise or non-anomalous variations. The results from the error matrices suggest that the LSTM-autoencoder model is far superior to its counterparts in distinguishing normal operation and anomalies within the dataset. Isolation forest models, one-class vector support method, and local emission level demonstrate a high degree of false positive results, which can lead to unnecessary alerts in practical applications, thereby reducing the reliability of the detection system's anomalies. The K-Means clustering approach is better than previous models but does not achieve LSTM autoencoder accuracy. This may be due to the sensitivity of K-Means to the selection of initial centroids and its tendency to form spherical clusters, which do not always correspond to the distribution of anomalies. The high precision of the LSTM autoencoder is due to its ability to learn complex time dependencies in data, which are not found in traditional models for anomaly detection. This characteristic is crucial for time series data, where the sequence of observations and their time context play a significant role in determining what is considered normal behavior versus an anomaly. Figures 11, 12, and 13 present the result of the anomaly detection algorithm based on the author's LSTM-autoencoder model.

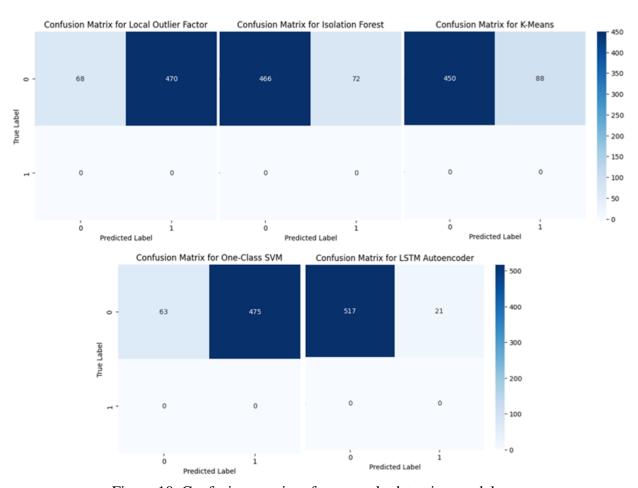


Figure 10. Confusion matrices for anomaly detection models.

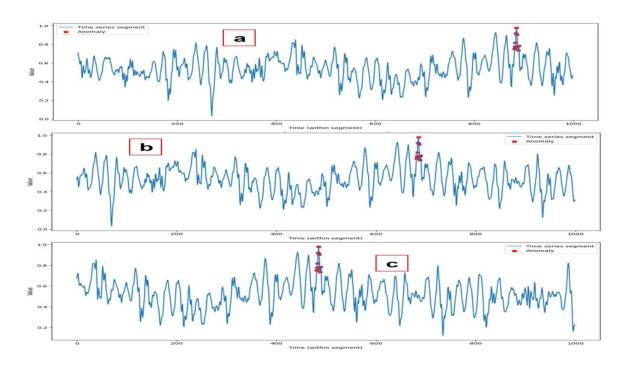


Figure 11. Detected anomaly through using the proposed developed DLSTM-Autoencoder, (a) Segment-1, (b) Segment-2, and (c) Segment-3 of the test dataset.

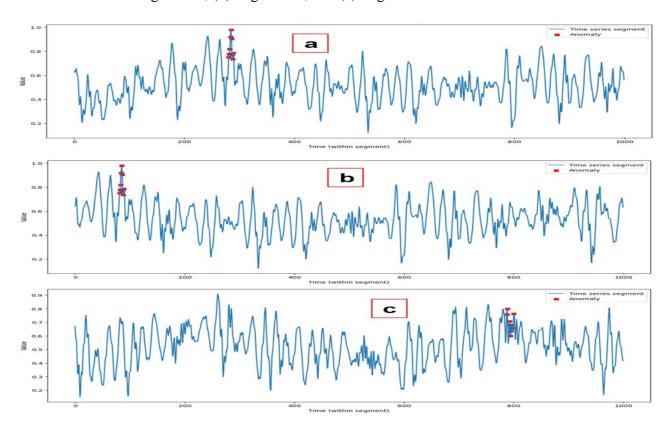


Figure 12. Detected anomaly through using the proposed developed DLSTM-Autoencoder, (a) Segment-4, (b) Segment-5, and (c) Segment-6 of the test dataset.

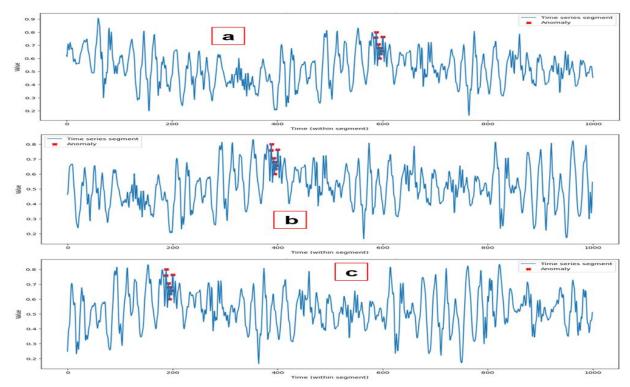


Figure 13. Detected anomaly through using the proposed developed DLSTM-Autoencoder, (a) Segment-7, (b) Segment-8, and (c) Segment-9 of the test dataset.

### In the sixth chapter, we proposed the conclusions:

- 1. This research emphasizes the criticality of proactive maintenance schedules in power plants to prevent significant system damage and effectively reduce maintenance time and costs. It underscores the importance of such measures for the sustainable and efficient operation of power plants, highlighting the necessity for timely intervention to prevent larger-scale operational failures. A significant contribution of this study is the development of a method that leverages the latent layer output of an Autoencoder to reduce the volume of input data, thereby distilling essential features from complex time series data. The Autoencoder's effectiveness in reconstructing patterns in time series data by retaining relevant features underscores its utility in understanding and predicting the health state of power plant systems.
- 2. Furthermore, an anomaly detection approach was presented, utilizing the encoder's latent layer output to train a Deep Long Short-Term Memory (DLSTM) model with three hidden layers. This model enhances the precision of fault assessments, particularly in gas turbines, indicating its potential for improving predictive maintenance strategies. By employing vibration analysis in conjunction with a DLSTM-Autoencoder model for gas turbine fault detection, the study addresses significant issues related to rotary machinery. The integration of these techniques contributes to more accurate anomaly detection, supporting the development of predictive maintenance strategies that enhance the reliability, safety, and efficiency of industrial machinery operations. The anomaly detection model, a combination of an Autoencoder for feature reduction and a DLSTM for prediction, is meticulously designed to identify and predict anomalies in time series data. The process starts with the Autoencoder compressing and encoding input data to reduce its complexity while retaining significant features for anomaly detection. The DLSTM model then uses these encoded features to predict future states of the data, anticipating potential anomalies based on learned patterns and correlations. The model's effectiveness in enhancing predictive maintenance in power plants is thoroughly examined, with a focus on identifying and predicting anomalous behavior that could indicate potential system issues. The model's

configuration, including the Autoencoder for feature reduction and the DLSTM for accurate fault prediction, demonstrates the value of a comprehensive dataset in enhancing learning capabilities and the practical application of the model in real-world scenarios.

3. This project draws upon the real-world application of the proposed algorithm for online anomaly detection related to gas turbines, which was successfully employed at the Kirkuk power plant in Iraq. The effectiveness of this approach has been confirmed through its application in an industrial setting, underscoring the algorithm's relevance and potential in addressing critical maintenance challenges within the power generation sector. The implementation of this algorithm at the Kirkuk power plant exemplifies its practical benefits, offering a robust solution to enhance operational reliability and efficiency while minimizing maintenance-related costs and downtime.

For future work, the research suggests several avenues to enhance predictive maintenance further. These include integrating real-time data, enhancing synthetic data generation, developing automated threshold determination algorithms, exploring multimodal data fusion, investigating human-machine collaboration, and generalizing the methodologies to other industries.

#### PUBLICATIONS ON THE DISSERTATION TOPIC

### **Publications Indexed in International Databases Scopus / Web of Science:**

- 1. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Reza Kashyzadeh Kazem, Ghorbani Siamak. A comprehensive review on mechanical failures cause vibration in the gas turbine of combined cycle power plants: // Engineering Failure Analysis. 2022. V. 134. P. 106094. Top 10% (WoS/Scopus) Impact factor: 4.31 (Q1). [https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2022.106094.]
- 2. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Reza Kashyzadeh Kazem, Ghorbani Siamak. Fault detection in the gas turbine of the Kirkuk Power Plant: an anomaly detection approach using DLSTM-Autoencoder: // Engineering Failure Analysis. 2024. V. 160(3). P. 108213. Top 10% (WoS/Scopus) Impact factor: 4.31 (Q1). [https://doi.org/10.1016/j.engfailanal. 2024.108213.]
- 3. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Reza Kashyzadeh Kazem, Ghorbani Siamak. Advancements in gas turbine fault detection: a machine learning approach based on the temporal convolutional network—Autoencoder model: // Applied Sciences. 2024. V. 14(11). P. 4551. / Publisher MDPI. Impact factor: 2.5 (Q1). [https://doi.org/10.3390/app14114551.]
- 4. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Reza Kashyzadeh Kazem, Ghorbani Siamak. Enhanced autoregressive integrated moving average model for anomaly detection in power plant operations: // International Journal of Engineering. 2024. V. 37(08). P. 1691-1699. (Q2). [https://doi.org/10.5829/ije.2024.37.08b.19.]
- 5. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Kazem Reza Kashyzadeh, Siamak Ghorbani. Smart maintenance strategies in the combined cycle power plant: // International Journal of Applied Research in Mechanical Engineering (JCARME). 2024. August. (Q3). [https://doi.org/10.22061/jcarme.2024. 10797.2415.]

### Indexed in the international databases (Non-Scopus / Web of Science):

6. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Kazem Reza Kashyzadeh, Siamak Ghorbani. Accuracy assessment of the One-Class SVM technique in identifying abnormalities in the vibration monitoring data of a gas turbine: // Journal of Mechanical Engineering and Vibration. 2024. – Journal in Persian, not indexed in international databases). [https://www.researchgate.net/publication/ 381128432.]

#### **Indexed in the Russian Science Citation Index (RSCI):**

7. Al-Tekreeti W Kh F, Reza K K, Ghorbani S. Industrial vibration detection techniques for enhanced monitoring and maintenance of combined cycle power plant: Engineering Systems, 2023, 2023, pp. 167-178.

### The main research findings were presented at the following international conferences:

- 8. Al-Tekreeti W Kh F, Reza Kashyzadeh K, Ghorbani S. Industrial vibration detection techniques for enhanced monitoring and maintenance of combined cycle power plants: // Engineering Systems: Proceedings of the International Conference. Moscow, April 5–7, 2023 / ed. by M. Malkova. Moscow: RUDN, 2023, pp. 167–178.
- 9. Al-Tekreeti W Kh F, Reza Kashyzadeh K, Ghorbani S. Enhancing fault detection in gas turbines using machine learning models: A case study on Kirkuk gas power plant: // The 4th International Conference on Artificial Intelligence and its Future Prospects in electrical, computer, mechanical and telecommunication engineering sciences, Iran, December 2024.
- 10. Al-Tekreeti W Kh F, Reza Kashyzadeh K, Ghorbani S. Anomaly detection in gas turbines using DLSTM-Autoencoder with data augmentation: // 3<sup>rd</sup> International Conference for Mechanical and Aerospace Engineers Students, Iran, December 2024.

### **Computer Software Registration Certificates (RIA):**

- 11. Certificate of State Registration of Computer Software No. 2024663540, Russian Federation. Development of a Computer Program for Vibration Anomaly Detection in Rotating Equipment Based on Various Practical Algorithms: No. 2024661766: submitted 27.05.2024: published 07.06.2024 / Al-Tekreeti Watban Khalid Fahmi, Kazem Reza Kashyzadeh, Siamak Ghorbani; applicant: Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "Patrice Lumumba Russian University of Peoples' Friendship".
- 12. Certificate of State Registration of Computer Software No. 2024663703, Russian Federation. Intellectualization of High-Accuracy Anomaly Detection in Power Plant Turbine Online Monitoring Systems: No. 2024661757: submitted 27.05.2024: published 10.06.2024 / Al-Tekreeti Watban Khalid Fahmi, Kazem Reza Kashyzadeh, Siamak Ghorbani; applicant: Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "Patrice Lumumba Russian University of Peoples' Friendship".
- 13. Certificate of State Registration of Computer Software No. 2025614457, Russian Federation. Enhanced ARIMA Model Based on Computer Code for Early Anomaly Detection in Power Plant Operations: No. 2025612982: submitted 18.02.2025: published 21.02.2025 / Al-Tekreeti Watban Khalid Fahmi, Kazem Reza Kashyzadeh; applicant: Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "Patrice Lumumba Russian University of Peoples' Friendship".
- 14. Certificate of State Registration of Computer Software No. 2025614226, Russian Federation. Improvement of Machine Learning Framework Using Temporal Convolutional Network-Autoencoder Model for Enhanced Fault Detection in Industrial Equipment: No. 2025612665: submitted 13.02.2025: published 20.02.2025 / Al-Tekreeti Watban Khalid Fahmi, Kazem Reza Kashyzadeh; applicant: Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education "Patrice Lumumba Russian University of Peoples' Friendship".

## Оценка воздействия вибрации на механическое оборудование электростанций комбинированного цикла

Аль-Текрити Ватбан Халид Фахми

Исследование посвящено анализу воздействия вибрации на механические части электростанций с комбинированным циклом работы, в котором особое внимание уделяется переходу к предиктивному техническому обслуживанию с помощью передовых методов машинного обучения. Для обнаружения аномалий была разработана новая модель LSTM-автоэнкодер, использующая сигналы вибрации электростанции в Киркуке в качестве основного набора данных. Исследование сосредоточено на способности модели выявлять ошибки в данных временных рядов, используя методы увеличения объема данных для устранения ограниченной доступности аномальных данных. Полученные результаты подтверждают эффективность LSTM-автоэнкодер в обнаружении и прогнозировании неисправностей, повышая эффективность работы и безопасность при одновременном снижении затрат. Будущая работа предполагает расширение применимости модели и оптимизацию увеличения объема данных для более широкого промышленного использования.

### Analysis of the vibration effects on combined cycle power plant's mechanical parts

Al-Tekreeti Watban Khalid Fahmi

Research explores the analysis of vibration effects on the mechanical parts of combined cycle power plants (CCPPs), emphasizing the transition to predictive maintenance through advanced machine learning (ML) techniques. A novel Deep Long Short-Term Memory (DLSTM) Autoencoder model was developed for anomaly detection, utilizing the Kirkuk Power Plant vibration signals as a primary dataset. The study focuses on the model's ability to identify faults in time-series data, leveraging data augmentation techniques to address limited anomalous data availability. The findings validate the DLSTM-Autoencoder's effectiveness in detecting and predicting faults, enhancing operational efficiency and safety while reducing costs. Future work suggests expanding the model's applicability and optimizing data augmentation for broader industrial use.

На правах рукописи

### АЛЬ-ТЕКРИТИ ВАТБАН ХАЛИД ФАХМИ

### ОЦЕНКА ВОЗДЕЙСТВИЯ ВИБРАЦИИ НА МЕХАНИЧЕСКОЕ ОБОРУДОВАНИЕ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЙ КОМБИНИРОВАННОГО ЦИКЛА

2.4.7. Турбомашины и поршневые двигатели

Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук

Москва – 2025

Работа выполнена на кафедре машиностроительных технологий инженерной академии в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы» (РУДН)

Научный руководитель:

Официальные оппоненты:

Реза Каши Заде Казем кандидат технических наук (PhD), профессор кафедры техники и технологий транспорта Федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы»

Корнилова Анна Владимировна доктор технических старший научный сотрудник научноинститута экспериментальной исследовательского механики (НИИ ЭМ) Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет»

Горбачев Максим Михайлович доктор технических наук, доцент кафедры «Эксплуатация водного транспорта и промышленное рыболовство» ФГБОУ ВО «Астраханский государственный технический университет»

**Басати Панах Мехди** кандидат технических наук, доцент Института энергетики Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого

Защита состоится «\_\_» декабря 2025 года в \_\_\_: \_\_\_ часов на заседании диссертационного совета ПДС 2022.013 при ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы» (РУДН) по адресу: 115093, г. Москва, Подольское шоссе д. 8, корп.5, аудитория 3036.

С диссертацией можно ознакомиться в Учебно-научном информационном библиотечном центре РУДН по адресу: 117198, г. Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6.

Электронная версия автореферата и объявление о защите диссертации размещены на официальном сайте РУДН <a href="https://www.rudn.ru/science/dissovet">https://www.rudn.ru/science/dissovet</a> и на официальном сайте Высшей аттестационной комиссии при Министерстве науки и высшего образования РФ (<a href="https://vak.minobrnauki.gov.ru">https://vak.minobrnauki.gov.ru</a>).

Автореферат разослан «\_\_\_\_» ноября 2025 г.

Ученый секретарь диссертационного совета ПДС 2022.013

Агасиева С.В.

### ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы исследования.** Применение парогазовых установок (ПГУ) значительно преобразовало сферу генерации энергии, повысив эффективность и сокративших воздействия на окружающую среду. Эти установки используют интеграцию газовых и паровых турбин для достижения большей тепловой эффективности чем традиционные методы генерации на основе ископаемого топлива.

Однако, с учетом того, что ПГУ занимают центральное место в производстве энергии, они также сталкиваются с некоторыми проблемами. Одной из основных проблем является механическое напряжение, испытываемое их компонентами, особенно механические вибрации. Если эти вибрации не контролировать, они могут привести к износу и усталости материалов, угрожая безопасности и эффективности установки, а также приводя к дорогостоящим простоям.

Традиционные методы мониторинга вибраций на электростанциях основаны на плановом техническом обслуживании и использовании вибрационных датчиков для обнаружения аномальных состояний. Однако, с появлением передовых вычислительных методов, машинное обучение (ML) предлагает трансформирующий подход к анализу вибраций, который может революционизировать методы управления механическим напряжением в ПГУ. Методы машинного обучения, особенно те, которые предназначены для обнаружения неисправностей, получили признание за свою способность выявлять паттерны и отказ оборудования до его проявления. Алгоритмы прогнозировать обнаружения неисправностей достаточно точно выявляют необычные паттерны, которые могут указывать на потенциальные проблемы, анализируя статистические и текущие эксплуатационные данные. Интеграция этих методов в ПГУ обещает усилить традиционные системы мониторинга, предоставляя ранние предупреждения и позволяя принимать проактивные меры для предотвращения отказов, что является актуальной научной задачей, имеющей большое практическое значение.

В диссертации исследуется применение алгоритмов машинного обучения для обнаружения и прогнозирования аномальных вибрационных паттернов в механических компонентах ПГУ. Объединяя модели, основанные на данных, с традиционным анализом вибраций, это исследование направлено на создание структуры предиктивного обслуживания, которая улучшает эксплуатационную надежность и эффективность. Путем всестороннего анализа статистических данных о вибрациях и текущих мониторинговых данных, модели машинного обучения могут потенциально выявлять тонкие изменения в вибрационных сигнатурах, предшествующие механическим отказам, предлагая новый взгляд на предиктивное обслуживание.

Степень разработанности темы исследования. Данное исследование сосредоточено на реализации решения, направленного на обеспечение возможностей предиктивного обслуживания на газовой электростанции г. Киркук, Ирак. Разработанная в рамках данного исследования нейронной сети модель LSTM-автоэнкодера демонстрирует точность обнаружения неисправностей в 96,10%, иллюстрируя её высокую способность к обучению и прогнозированию сложных паттернов по эксплуатационным данным электростанции. Её эффективность выше в сравнении с другими признанными методами обнаружения аномалий, такими как одноклассовый метод опорных векторов (SVM) (точность 12,64%), алгоритм изолирующего леса (точность 11,71%) и метод кластеризации K-Means (точность 83,64%). Успех исследования является свидетельством эффективности модели LSTM-автоэнкодера в приложениях предиктивного обслуживания на электростанциях.

<u>**Цель работы.**</u> Целью данного исследования является разработка нейронной сети для улучшенного обнаружения отклонений в режиме работы турбин электростанций в реальном времени, и определение для этих условий модели нейронной сети с наилучшей точностью и надежностью эксплуатационного мониторинга.

### Задачи исследования.

1. Создание комплексного набора данных путем извлечения выходных данных с пьезоэлектрического акселерометра СА 202, установленного на газовой турбине Siemens

SGT5-4000F электростанции г. Киркук, и нормализация этого набора данных для обучения глубоких моделей машинного обучения.

- 2. Разработка структуры автоэнкодера с возможностями выбора признаков, позволяющего выборочно сохранять ключевые признаки при получении закодированного представления временных рядов данных.
- 3. Создание оптимизированной модели LSTM и ее обучение на специальном наборе данных для эффективного обнаружения аномалий в данных.

<u>Объект исследования</u>: Прогностическая модель для определения потенциальных механических неисправностей по отклонению вибрационного состояния от текущего эксплуатационного режима.

<u>Предметом исследования является</u> анализ вибрационных эффектов от дефектов на механических компонентах газовой турбины Siemens SGT5-4000F.

### Научная новизна.

- 1. Разработка модели LSTM-автоэнкодера представляет собой новый подход в области обнаружения отклонений в данных временных рядов, и её применение в реальных условиях промышленной эксплуатации.
- 2. Использование слоев LSTM в структуре автоэнкодера вносит новое измерение в процесс обнаружения аномалий в исходных данных для анализа.

<u>Теоретическая значимость работы заключается</u> в разработке новой методологии для обнаружения аномалий в исходных данных временных рядов, полученных из промышленных систем АСУ ТП.

### Практическая значимость работы заключается в том, что:

- 1. Выполнено сравнение эффективности различных моделей нейросети для предиктивного анализа состояния газовой турбины Siemens SGT5-4000F, как наиболее эффективная определена модель LSTM с тремя слоями.
- 2. Разработанная и обученная на специальном наборе данных оптимизированная модель LSTM позволяет обнаруживать аномалии на раннем этапе, что способствует быстрому выявлению неисправностей турбины Siemens SGT5-4000F, установленной на электростанции г. Киркук, Ирак. Ранняя диагностика сокращает простой энергоблока за счёт своевременного устранения дефектов, достигается снижение затрат на техническое обслуживание за счёт проактивного выявления и решения проблем, предотвращаются катастрофические отказы.

#### Методы исследования:

- 1. Разработана методология для исследования влияния вибрации на механические компоненты электростанции с комбинированным циклом с использованием методов машинного обучения.
- 2. Выполнен сбор массива исходных данных, включая архивные данные и измерения вибрации в реальном времени, для оборудования электростанции с комбинированным циклом.
- 3. Выполнен выбор и оценка применимости алгоритмов машинного обучения для распознавания закономерностей механических аномалий
- 4. Разработана структура обнаружения аномалий, адаптированная для данных вибрации электростанции с комбинированным циклом, включая извлечение признаков и неконтролируемое обучение.
- 5. Выполнена интеграция алгоритмов машинного обучения в систему мониторинга вибрации в реальном времени для непрерывной оценки состояния газовой турбины.
- 6. Разработанная модель проверена через ретроспективный анализ и перспективное тестирование, сосредоточенное на ключевых метриках.

### Положения, выносимые на защиту:

- 1. Исследование существующих методов диагностики с применением машинного обучения и выбор наиболее эффективного метода для собранного массива исходных данных по вибрационному состоянию оборудования электростанции г. Киркук, Ирак.
- 2. Интеграция разработанной методики в существующую АСУ ТП электростанции для повышения скорости обнаружения и точности определения новых вибрационных аномалий

на работающем оборудовании.

**Надежность результатов.** Разработанная в данном исследовании модели LSTM-автоэнкодера демонстрирует впечатляющую точность обнаружения аномалий в 96,10%, иллюстрируя высокую способность нейросети к обучению и прогнозированию сложных закономерностей на основе эксплуатационных данных электростанции. Эффективность модели LSTM выше в сравнении с другими существующими методами обнаружения аномалий, такими как одноклассовый метод опорных векторов (точность 12,64%), алгоритм изолирующего леса (точность 11,71%) и метод кластеризации K-Means (точность 83,64%), что является значительным улучшением.

Внедрение результатов исследования. Данное исследование получило финансирование от иракской организации для решения проблемы раннего обнаружения. За последний год результаты данного исследования были эффективно использованы, принеся положительный экономический эффект. Получено рекомендательное письмо от Министерства производства электроэнергии Республики Ирак, расположенного в северном регионе электростанции Киркук, подтверждающее эффективность использования результатов проекта на электростанции.

Степень достоверности и апробация результатов. Исследование представляет собой значительный вклад в область машиностроения и сосредоточено на предиктивном обслуживании, обнаружении неисправностей и выявлении аномалий в вибрационном состоянии оборудования электростанций комбинированного цикла. В работе используются передовые методологии, включая модели машинного обучения и глубокого обучения, для повышения надежности и точности обнаружения аномалий в вибрационном состоянии.

Данные, использованные для этого исследования, были собраны на Киркукской электростанции, крупной газовой комбинированной электростанции в Ираке. Основанная в 2005 году, Киркукская электростанция имеет мощность 622 МВт, в состав оборудования входят газовые турбины Siemens SGT-1000F и SGT5-4000F.

Ключевые аспекты процесса сбора данных включают:

Широкое развертывание датчиков: На электростанции установлена разветвлённая сеть датчиков, включая акселерометр СА 202 для обнаружения дисбалансов и несносностей, датчик приближения ТQ 402 для захвата смещения вала. Эти датчики размещены для обеспечения полного сбора данных с критически важных компонентов.

*Период сбора данных*: Данные о вибрации собраны за шестимесячный период для создания надежного и представительного набора данных.

*Подготовка данных*: для решения проблемы ограниченной доступности аномальных данных были применены методы предварительной обработки, включая методы увеличения данных, такие как симметричное отражение и добавление шума. Это обеспечило повышение надежности разработанных моделей глубокого обучения.

Исследование позволило перейти от парадигмы реактивных к преактивным стратегиям обслуживания путем интеграции передовых моделей обнаружения аномалий, таких как LSTM-автоэнкодер, в системы предиктивного обслуживания.

#### Научные достижения включают:

- 1. Разработку компьютерной программы для обнаружения вибрационных аномалий вращающегося оборудования на основе различных практических алгоритмов. Программа для ЭВМ № 2024663540, 07.06.2024.
- 2. Интеллектуализацию обнаружения аномалий с высокой точностью в системе онлайнмониторинга турбин электростанций. Программа для ЭВМ № 2024663703, 10.06.2024. Было опубликовано пять статей в международных рецензируемых журналах SCOPUS/WOS, результаты исследований были представлены на трех международных конференциях.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения; шести глав, списка литературы. Общий объем диссертации составляет 161 страниц основного текста, содержащего 61 рисунок и 5 алгоритмов, список литературы содержит 112 источников.

### ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** описано текущее состояние технологий в области тепловой энергетики и обоснована актуальность своевременной диагностики оборудования электростанций для снижения эксплуатационных затрат, повышения эксплуатационной экономичности и экологической безопасности за счёт улучшения системы вибрационной диагностики с применением нейросети и машинных методов обучения.

В первой главе обсуждаются несколько ключевых аспектов эксплуатации электростанций комбинированного цикла. В данной главе обозначена значимость и цели текущего исследования по применению методов машинного обучения (ML) для анализа механических вибраций оборудования электростанции с комбинированным циклом. Было показано, что электростанции с комбинированным циклом произвели революцию в производстве электроэнергии и показали повышенную топливную эффективность и снижение воздействия на окружающую среду. Обсуждены проблемы, связанные с механическими вибрациями, которые могут привести к рискам для безопасности и дорогостоящим простоям оборудования, если их не устранить заблаговременно. Машинное обучение предлагает изменение подхода к анализу вибрации, что позволяет заблаговременно обнаруживать аномалии путем выявления закономерностей в архивных и текущих данных.

**Во второй главе** представлен обзор литературы и публикаций по вопросам причин, вызывающих вибрацию турбоагрегата. Рассматривается особая важность проблемы вибрации на вращающемся оборудовании для электростанций с комбинированным циклом и то, что повышенная вибрация может вызывать серьезные эксплуатационные проблемы на оборудовании и приводить к авариям, в т.ч. с катастрофическими последствиями.

В этой главе описан комплексный подход к анализу вибрации, нацеленный на определение компонентов, наиболее подверженных вибрации, понимание основных причин этих вибраций и изучение проактивных стратегий и технологических решений для уменьшения или устранения этих вибраций. Проведено детальное исследование причин механических отказов, вызванных вибрацией, включая дисбаланс и несоосность валов, проблемы критической скорости и воздействие короткозамкнутых витков ротора.

Рассматривая эти аспекты, автор заложил основу для разработки более устойчивых и экономически эффективных стратегий технического обслуживания для электростанции с комбинированным циклом, в конечном счете направленных на снижение риска повреждения компонентов, повышение операционной стабильности и достижение значительной экономии на техобслуживании. Обсуждение предназначено для решения глобальной цели улучшения эффективности и надежности генерации электроэнергии на электростанциях с комбинированным циклом за счет современных методов анализа и гашения вибрации.

**В третьей главе** проведён структурный анализ вибрационных сигналов и системы мониторинга. Область предиктивного обслуживания привлекла значительное внимание в последние годы, особенно для объектов генерации электроэнергии, таких как электростанции с комбинированным циклом. Особое внимание к анализу вибрации на вращающемся оборудовании обусловлено прямым воздействием уровня вибрации на эксплуатационную эффективность и безопасность. Аномалии в вибрационной характеристике часто приводят к механическим отказам, поэтому их раннее обнаружение и анализ имеют решающее значение для поддержания бесперебойной выработки электроэнергии и минимизации простоев оборудования.

Стратегии предиктивного обслуживания, особенно те, которые основаны на анализе вибрации, играют важную роль в прогнозировании потенциальных отказов в критических компонентах электростанций. Используя передовые аналитические процедуры, электростанции могут предвидеть потребности в обслуживании, тем самым оптимизируя операционную эффективность и снижая вероятность непредвиденных отключений. Для обработки этих сигналов применяются такие методы, как анализ с использованием быстрого преобразования Фурье и частотно-временной анализ, что позволяет выявить распространенные виды отказов, такие как износ подшипников и нарушение соосности роторов.



Рисунок 1 — Катастрофическое разрушение лопаток газовой турбины на электростанции Киркука, показывающее серьезный механический износ и термическую усталость

На рисунке 1 представлены обширные повреждения лопаток газовой турбины на электростанции в г. Киркук, демонстрирующие серьезный механический износ и термическую усталость, что указывает на критический операционный сбой с существенными последствиями для эффективности выработки электроэнергии и надежности станции. Механические неисправности на электростанциях, особенно для турбин, в основном вызваны вибрациями, возникающими по целому ряду причин, включая такие как дисбаланс вала, резонанс и механическое трение. Высококачественные датчики играют ключевую роль в точном мониторинге вибраций, предоставляя данные, необходимые для эффективного анализа и прогнозирования потенциальных неисправностей. Для сбора различных вибрационных данных используются различные типы датчиков, включая акселерометры и бесконтактные датчики, каждый из которых обеспечивает уникальную информацию о состоянии оборудования.

Существующий процесс измерения и анализа вибраций включает в себя два этапа: сбор данных с помощью разнообразных датчиков и анализ данных с использованием инструментов обработки сигналов. Каждый этап представляет свой набор проблем от выбора подходящих датчиков до эффективной обработки необработанных данных в действенные выводы.

На протяжении последнего десятилетия методы машинного обучения (ML) и глубокого обучения стали незаменимыми инструментами для анализа данных о неисправностях. Методы ML в целом классифицируются на обучение с учителем и без учителя.

Глубокое обучение, как подраздел машинного обучения, включает в себя сложные алгоритмы, такие как рекуррентные нейронные сети (RNN), автоэнкодеры и сверточные нейронные сети. Эти алгоритмы отлично справляются со сложными структурами данных и обучением многоуровневых представлений, которые являются ключевыми для мониторинга состояния машин в различных системах. Более того, появились гибридные подходы к обучению, объединяющие элементы как обучения с учителем, так и без учителя.

Основная цель данного исследования заключается в решении критической необходимости улучшения обнаружения аномалий в режиме реального времени для турбин электростанций, где традиционные методы не справляются с обработкой сложных, многомерных временных рядов данных.

**В четвертой главе** представлена организация экспериментального исследования, включая сбор и подготовку данных. В качестве объекта исследования выбрана электростанция, расположенная в г. Киркук, Ирак. Установленная мощность станции равна 622 МВт, и она является ключевым элементом в энергетической инфраструктуре Ирака. Электростанция введена в эксплуатацию в феврале 2005 года, установленное на ней оборудование — современные газовые турбины Siemens серии SGT.

Обширная сеть датчиков, установленная на оборудовании электростанции, обеспечивает всеобъемлющий набор данных, охватывающий широкий спектр эксплуатационных параметров и показателей производительности. На рисунке 2 представлена панель управления для системы защиты от превышения скорости на газовой электростанции Киркук. Полученные данные

используются для обучения алгоритмов глубокого обучения для обнаружения и прогнозирования аномалий в режиме реального времени. Данные об отказах турбин и проблемах с обслуживанием на электростанции дают прямое представление об эксплуатационных проблемах, с которыми приходилось сталкиваться на протяжении многих лет. Для сбора подробного и всеобъемлющего набора данных, включая как нормальные, так и аварийные режимы работы газовой турбины, зафиксированные акселерометром СА 202 было затрачено более шести месяцев. Эта работа была особенно сложной и трудоемкой из-за редкости аварийных событий в работе электростанции, что требовало тщательного наблюдения и сбора данных. За 6 месяцев собран массив данных по вибрации с частотой дискретизации в 1с, по исчерпывающему массиву датчиков. За этот период на электростанции столкнулись с рядом технических проблем, от повышенной вибрации в подшипниках турбины до коррозии лопаток турбины, которые требовали упреждающего обслуживания и внеплановых ремонтов.



Рисунок 2 — Панель управления системой защиты от превышения скорости на газовой электростанции Киркука, включающая две независимые системы для обеспечения избыточности



Рисунок 3 – Оборудование, используемое для измерения скорости вибрации турбин на газовой электростанции Киркука: (а) – акселерометр CA 202, (b) – преобразователь сигналов IPC 704 преобразует сигнал, основанный на заряде от пьезоэлектрического преобразователя, в сигнал тока или напряжения

Данные о вибрации, собранные с использованием усовершенствованной системы VIBRO-METER, формируют набор данных для разработки моделей машинного обучения, которые предоставляют глубокое понимание эксплуатационного состояния электростанции. В качестве датчиков использовались современные инструменты, в т.ч. пьезоэлектрический акселерометр СА 202 и преобразователь сигналов IPC 704, что подчеркивает стремление электростанции к внедрению передовых технологий для обеспечения точности и достоверности данных по вибрации элементов оборудования (рисунки 3 и 4).



Рисунок 4 — Размещение датчиков акселерометра CA 202 в различных секциях газовой турбины на электростанции Киркука

На рисунке 5 представлена аномалия, обнаруженная системой мониторинга VIBRO-METER.

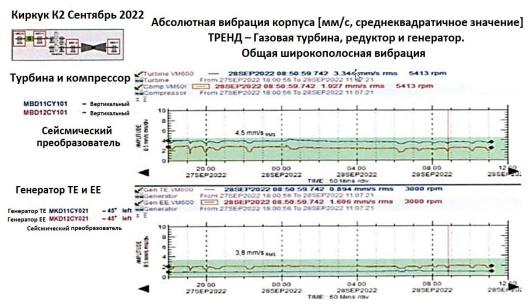


Рисунок 5 — Данные мониторинга вибрации газовой турбины и компрессорной системы, полученные от установленной на электростанции системы мониторинга

На рисунке 6, D1 обозначает скорость вибрации подшипника турбины, а D2 показывает относительную вибрацию вала турбины, которые используются в качестве набора данных для обучающей и тестовой фаз в модели глубокого обучения.

$D_{1}^{1}D_{2}$									
Tag1 11MBY10CS901  XQ0 Tag2 11MBY10CE901  XQ0 Tag3 11MBD11CY101  XQ0	01 01 01		SPEED OWER BEARING CSG	× 4	Tag6 11MB Tag7 11MK	021/11/30 11:5 012CY940[IXC01 011CY021[IXC01 012CY021[IXC01	59:59.076 PM	REL S-VIB COM VIB GEN BRG C VIB GEN BRG C	SG TE
Teg5 11MBD11CY940[[XQC			TURB BRG R BRG CSG		Tag9 11MK	D15CY021[XQ01		VIB GEN BRG S	JPRNG
Time	Tag1 Hz	Tag2 MW	Tag3 mm/s	Tag4	Tag5 mm/s	Tag6	Tag7 mm/s	Tag8	Tag9
2021/11/28 03:00:00.000 AM	50.9394	100.255	2.34375	* 30.0203	3.58218	51.1429	0.966435	1.79977	1.15162
2021/11/28 04:00:00.000 AM	50.9331	80.2315	2.22222	32.5521	3.55324	48.7558	1.18056	1.96759	1.25579
2021/11/28 05:00:00.000 AM	50.5933	129.977	2.56944	29.8032	3.54167	48.4664	1.18056	1.99653	1.22685
2021/11/28 06:00:00.000 AM	50.5261	197.546	2.37269	32.1181	3.81366	38.9902	0.920139	1.79977	1.07639
2021/11/28 07:00:00.000 AM	49.4374	200.764	2.28009	30,4543	3.91204	40.1476	1.53935	1.99653	0.84490
2021/11/28 08:00:00.000 AM	50.7341	175.208	2.2338	28.6458	3.65162	37.6157	1.15741	1.71296	0.95486
2021/11/28 09:00:00:000 AM	50.6024	189.398	2.26273	28.7182	3,64005	39.7859	1.21528	1.67824	0.89699
2021/11/28 10:00:00:000 AM	49.3125	200.162	2.43056	28.3565	3.94097	40.4369	1.81713	2.17593	0.80439
2021/11/28 11:00:00:000 AM	49.9533	199.931	2.18171	27.1991	3.85995	39.7859	1.48727	1.94444	0.83333
			and the second section of the Contract of the	and the second second second			1040000		- Commission and the

Рисунок 6 — Выходные данные системы мониторинга VIBRO-METER, используемой на газовой электростанции Киркук

Эффективность модели обнаружения аномалий в значительной степени зависит от качества входных данных. В данном исследовании были реализованы несколько этапов предварительной обработки данных, включая: 1 — стандартизацию, которая корректирует данные так, чтобы их среднее значение было равно нулю и стандартное отклонение было равно единице; 2 — нормализацию, при которой данные преобразуются к диапазону от 0 до 1 или от - 1 до 1 (также известную как масштабирование Мин-Макс), что является необходимым, и 3 — очистку данных, которая также имеет важное значение, обеспечивая удаление любых пропущенных или неточных значений, которые могли возникнуть в процессе сбора данных. Для поддержания согласованности длины набора данных для ввода в нейронную сеть пропущенные значения заменяются нулями.

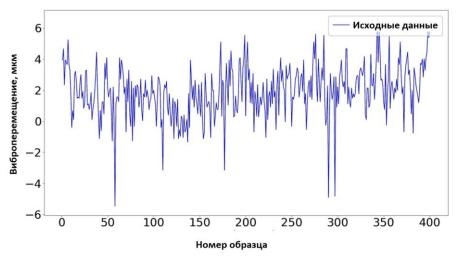


Рисунок 7 – Измеренное смещение вибрации вала турбины на электростанции Киркук

На рисунке 7 показано смещение вибрации вала турбины на электростанции Киркук в последовательности из 400 образцов. Однако в наборе данных наблюдался дефицит аномальных данных. Для решения этой проблемы аномальные данные были вручную сгенерированы из исходного набора данных с использованием различных методов, таких как симметричное отражение и добавление шума. Эти методы позволили увеличить количество аномальных образцов, при этом аномальные данные случайным образом смещались вверх или вниз, в то время как для создания дополнительных образцов с той же меткой аномалии применялся гауссовский белый шум.

Для решения проблемы недостаточности данных и аномалий в наборе данных были использованы два ключевых метода расширения диапазона данных: симметричное отражение и временная трансформация, а также дополнительные методы, такие как добавление шума.

В пятой главе представлен процесс разработки передовых методов обнаружения аномалий с использованием техник глубокого обучения. Модель LSTM-автоэнкодер представляет собой передовой подход к обнаружению аномалий во временных рядах, особенно в сложных промышленных контекстах. Благодаря интеграции сетей LSTM с автоэнкодером модель использует сильные стороны обоих устройств для эффективного захвата и анализа сложных временных закономерностей и аномалий в последовательностях данных. Эта интеграция особенно эффективна благодаря дополнительной природе временной чувствительности LSTM и способности автоэнкодеров к сокращению размерности и извлечению признаков. Архитектура LSTM-автоэнкодер организована в рамках структуры кодер-декодера, специально разработанной для решения нюансов реконструкции временных рядов данных и выявления аномалий путем анализа расхождений между исходными входами и их реконструкциями. Модель определяется несколькими ключевыми математическими компонентами:

*Нейронные сети LSTM*: слои LSTM имеют ключевое значение для захвата временных зависимостей в данных. Функциональность ячейки LSTM описывается серией уравнений,

каждое из которых представляет различные вентили или состояние внутри ячейки.

Вентили забывания  $(f_t)$ : контролируют степень сохранения значения в состоянии ячейки (1).

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_t - 1, x_t] + b_f) \tag{1}$$

Входные вентили  $(i_t)$ : определяют, какая новая информация добавляется в состояние ячейки.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_t - 1, x_t] + b_i) \tag{2}$$

Кандидат на выход  $(\tilde{C}_t)$ : создает вектор-кандидат для добавления в состояние ячейки.

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_t - 1, xt] + b_c). \tag{3}$$

Обновление состояния ячейки ( $C_t$ ): обновляет состояние ячейки, забывая и добавляя новую информацию.

$$C_t = f_t * C_t - 1 + i_t * \tilde{C}_t \tag{4}$$

 $\mathcal{C}_t = f_t * \mathcal{C}_t - 1 + i_t * \tilde{\mathcal{C}}_t$  Выходной вентиль  $(o_t)$ : определяют следующее скрытое состояние на выходе (5).

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [ht - 1, x_t] + b_o) \tag{5}$$

Выходной вектор  $(h_t)$ : конечный результат работы ячейки LSTM (6).

$$h_t = o_t * \tanh(C_t), \tag{6}$$

где  $\sigma$  обозначает сигмовидную функцию, tanh — гиперболическую функцию тангенса, W и bпредставляют веса и смещения соответствующих вентилей,  $x_t$  — это вход в момент времени t, ht-1 — предыдущее скрытое состояние, а  $C_t$  — текущее состояние ячейки. Ячейка LSTM, как показано на рисунке 8, разработана на основе формул (1)–(6).

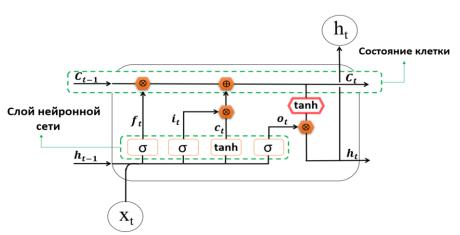


Рисунок 8 – Детализированный вид ячейки ДКП, базового элемента нейронных сетей ДКП, известных своей способностью захватывать долгосрочные зависимости в последовательностях данных

Автоэнкодер: часть модели, представленная автоэнкодером, предназначена для сокращения размерности и извлечения признаков, состоит из кодера, который сжимает данные, и декодера, который пытается воссоздать исходные данные из этой сжатой формы. Ошибка реконструкции, обычно квантифицируемая с помощью среднеквадратичной ошибки, является критическим компонентом для обнаружения аномалий.

Кодировщик: сжимает вход X в скрытое представление Z с использованием обученных весов  $W_e$  и смещений  $b_e$  (7).

$$Z = \sigma(W_e X + b_e) \tag{7}$$

Декодер: пытается воссоздать X из Z, используя веса  $W_d$  и смещения  $b_d$  (8).

$$\hat{X} = \sigma(W_d Z + b_d) \tag{8}$$

Потери среднеквадратичной ошибки (MSE): количественно определяют ошибку реконструкции.

Инновационное использование слоев LSTM для захвата временных зависимостей в сочетании с эффективностью автоэнкодера в сжатии данных и их восстановлении делает модель LSTM-автоэнкодер особенно подходящей для обнаружения аномалий во временных рядах.

Алгоритм 1: LSTM-автоэнкодер для обнаружения аномалий:

- 1. Задание автоэнкодера:
- 2. Энкодер:
- 3. Входной слой
- 4. Плотный слой 1 (128 нейронов)
- 5. Плотный слой 2 (64 нейрона)
- 6. Скрытый слой (16 нейронов)
- 7. Декодер:
- 8. Скрытый слой (вход с Энкодера)
- 9. Плотный слой 1 (64 нейрона)
- 10. Плотный слой 2 (128 нейронов)
- 11. Выходной слой
- 12. Функция потерь: среднеквадратическая ошибка (MSE)
- 13. Оптимизатор: Adam
- 14. Определение модель LSTM:
- 15. Вход: трехмерный тензор (последовательность времени)
- 16. Слой LSTM 1 (200 единиц, возврат последовательности = Да)
- 17. Слой LSTM 2 (100 единиц, возврат последовательности = Да)
- 18. Слой LSTM 3 (200 единиц, возврат последовательности = Heт)
- 19. Плотный выходной слой (3 единицы)
- 20. Размер партии: 64
- 21. Коэффициент метода исключения: 0.1
- 22. Обучение автоэнкодера:
- 23. Обучение с использованием данных вибрации
- 24. Извлечение признаков и снижение размерности
- 25. Обучение модели LSTM:
- 26. Обучение на уменьшенных признаках от автоэнкодера
- 27. Обнаружение аномалий и их предсказание:
- 28. Для каждой новой точки данных:
- 29. Применение автоэнкодер для сокращения количества признаков
- 30. Ввод оставшихся признаков в модель LSTM
- 31. Прогнозирование будущих значений тренда вибрации
- 32. Расчёт общей ошибки по всем датчикам
- 33. Использование оценки аномалий для отклонений
- 34. Уточнение ошибок, определение порога ошибки для выявления аномалий

### Результаты и обсуждение.

Было проведено тщательное сравнение, чтобы оценить точность разработанного в рамках исследования LSTM-автоэнкодера по сравнению с четырьмя моделями в области обнаружения аномалий: одноклассовый метод опорных векторов, алгоритм изолирующего леса, локальный уровень выброса и метод кластеризации K-Means. Сравнение модели LSTM-автоэнкодера с этими распространёнными на практике методами, позволило определить ее относительную производительность и очертить ее потенциальные преимущества в обнаружении аномалий. Этот сравнительный анализ не только сравнивает модель LSTM с традиционными подходами, но и освещает ее уникальные возможности и вклад в область обнаружения аномалий.

Рисунок 9 представляет сравнительный анализ точности предложенных моделей, выявляющий значительные различия между ними. Уравнение (9) показывает, как измерить точность модели классификации, рассчитав процент истинно положительных и истинно отрицательных прогнозов из всех сделанных предсказаний.

$$Accuracy = \frac{TN + \tilde{T}P}{TN + TP + FN + FP} \times 100\% \tag{9}$$

Переменные в (9): Accuracy - это точность; TN (истинно отрицательные) — правильно идентифицированные отрицательные; TP (истинно положительные) — правильно идентифицированные положительные; FN (ложноотрицательные) — положительные неправильно идентифицированные как отрицательные; FP (ложноположительные) — отрицательные неправильно идентифицированные как положительные.

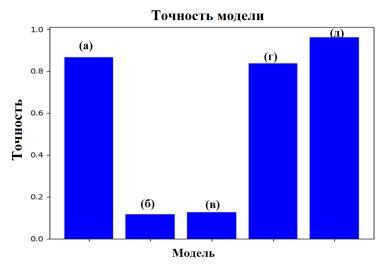


Рисунок 9 — Сравнение точности моделей обнаружения аномалий, подчеркивающее превосходную производительность разработанного LSTM-автоэнкодер по сравнению с традиционными моделями ((а) Лес изоляции; (б) Машина опорных векторов одного класса; (в) Локальный уровень выброса; (г) Кластеризация Ксредних; (д) LSTM-автоэнкодер)

Модели изолирующего леса и одноклассовый метод опорных векторов демонстрируют относительно низкую точность с показателями 11,71% и 12,64% соответственно. Согласно рисунку 9, предлагаемые модели могут иметь ограничения при выявлении сложных аномальных закономерностей в наборе данных. В отличие от этого метод кластеризации K-Means демонстрирует значительное увеличение точности, достигая значения в 83,64%. Однако именно LSTM-автоэнкодер обеспечивает наилучшую точность 96,10%. Этот результат подчеркивает высокую способность разработанного LSTM-автоэнкодера к прогнозированию будущих данных временных рядов, благодаря его способности обучаться долгосрочным зависимостям и сложным закономерностям данных. Изучение матриц для различных моделей обнаружения предоставляет информативные данные аномалий относительно производительности.

Для алгоритма леса изоляции, одноклассного метода опорных векторов, локального уровня выброса, метода кластеризации K-Means и LSTM-автоэнкодера матрицы показывают резкий контраст в способности моделей правильно классифицировать нормальные и аномальные инциденты в тестовом наборе данных (рисунок 10). Модель Лес изоляции показывает большое количество истинно отрицательных результатов (466), но также значительное количество ложноположительных результатов (72), указывающее на тенденцию к неправильной маркировке нормальных инцидентов как аномалий. Модели одноклассного метода опорных векторов и локального уровня выбросов демонстрируют ещё большее количество ложноположительных результатов (475 и 470 соответственно), что предполагает высокую степень ошибочной классификации, что особенно критично при обнаружении аномалий, где важна точность обнаружения. В то же время модель кластеризации K-Means с 450 истинно отрицательными и 88 ложноположительными результатами предполагает лучшую, хотя и не идеальную, способность обнаружения. Это подразумевает умеренное различие между нормальными данными и аномалиями, однако количество ложноположительных результатов остаётся значительным. Разработанная автором диссертации модель LSTM-автоэнкодера с впечатляющим количеством 517 истинно отрицательных и только 21 ложноположительным результатом демонстрирует превосходную точность в различении нормальных и аномальных данных. Небольшое количество ложноположительных результатов указывает на высокую специфичность модели и её способность хорошо обобщать данные обучения, не вводясь в заблуждение присущим шумом или неаномальными вариациями. Результаты из матриц ошибок предполагают, что модель LSTM-автоэнкодер значительно превосходит свои аналоги в различении нормальной работы и аномалий внутри набора данных. Модели изоляционного леса, одноклассный метод опорных векторов и локального уровня выброса демонстрируют высокую степень ложноположительных результатов, что может привести к ненужным оповещениям в практических приложениях, тем самым снижая доверие к системе обнаружения аномалий. Подход кластеризации K-Means лучше, чем у предыдущих моделей, но не достигает точности LSTM-автоэнкодера. Это может быть связано с чувствительностью K-Means к выбору начальных центроидов и его тенденцией формировать сферические кластеры, которые не всегда соответствуют распределению аномалий. Высокая точность LSTM-автоэнкодера связана с его способностью учиться сложным временным зависимостям в данных, функции которой нет у традиционных моделей обнаружения аномалий. Эта характеристика имеет решающее значение для временных рядов данных, где последовательность наблюдений и их временной контекст играют значительную роль в определении того, что считается нормальным поведением против аномалии. На рисунках 11, 12 и 13 представлен результат алгоритма обнаружения аномалий на основе разработанной автором модели LSTM-автоэнкодера.

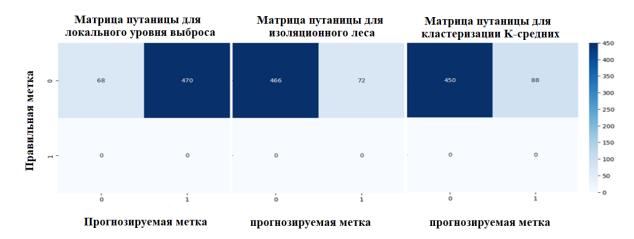




Рисунок 10 – Матрицы путаницы для моделей обнаружения аномалий

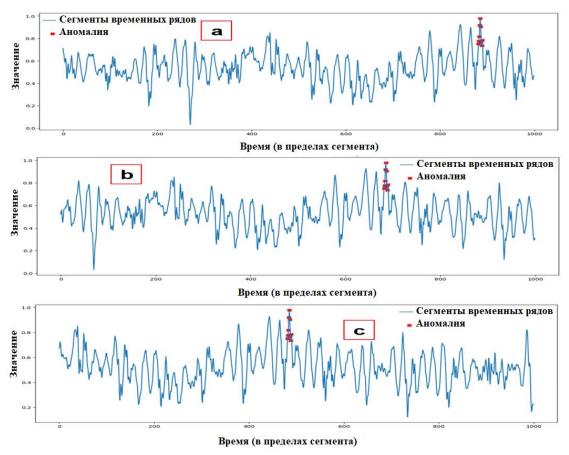


Рисунок 11 — Обнаруженная аномалия с использованием предложенного разработанного LSTM-автоэнкодера: (a) - сегмент-1; (b) - сегмент-2; (c) - сегмент-3 тестового набора данных

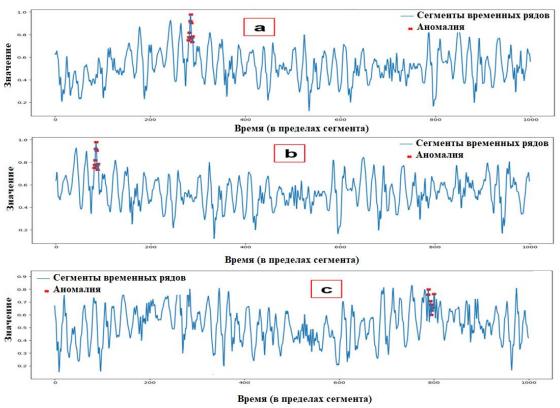


Рисунок 12 — Обнаруженная аномалия с использованием предложенного разработанного LSTM-автоэнкодера: (a) - сегмент-4; (b) - сегмент-5; (c) - сегмент-6 тестового набора данных

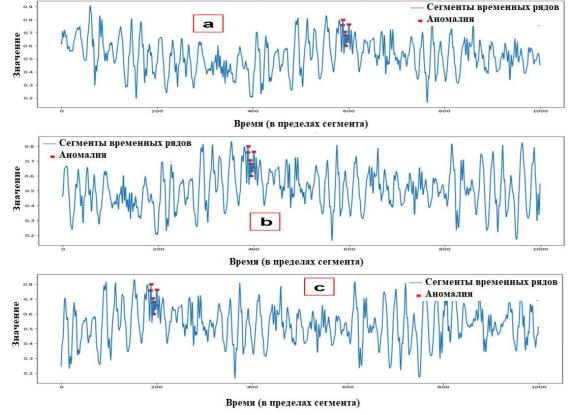


Рисунок 13 — Обнаруженная аномалия с использованием предложенного разработанного LSTM-автоэнкодера: (a) — сегмент - 7; (b) - сегмент - 8; (c) — сегмент - 9 тестового набора данных

#### В шестой главе представлены выводы:

- Это исследование подчеркивает критическую важность проведения ремонта по текущему техническому состоянию на электростанциях для предотвращения серьезных повреждений системы и эффективного сокращения времени и затрат на техническое обслуживание. Оно подчеркивает значение таких мер для устойчивой и эффективной работы электростанций, выделяя необходимость своевременного вмешательства для предотвращения крупномасштабных операционных сбоев. Разработан метод, который использует выход латентного слоя автоэнкодера для уменьшения объема входных данных, тем самым выделяя существенные признаки из сложных данных временных рядов. Эффективность автоэнкодера в реконструкции закономерностей данных временных рядов, сохраняя релевантные характеристики, подчеркивает полезность понимании прогнозировании работоспособности систем электростанций.
- 2. Представлен подход к обнаружению неисправностей, использующий выход латентного слоя кодировщика для обучения модели LSTM с тремя скрытыми слоями. Эта модель повышает точность оценки неисправностей, особенно в газовых турбинах, указывая на ее потенциал для улучшения стратегий прогностического технического обслуживания. Используя анализ вибрации в сочетании с моделью LSTM-автоэнкодера для обнаружения неисправностей газовых турбин, исследование решает значительные проблемы, связанные с вращающимися машинами. Интеграция этих методик способствует более точному неисправностей, поддерживая разработку стратегий прогностического обнаружению технического обслуживания, которые повышают надежность, безопасность и эффективность работы промышленного оборудования. Модель обнаружения неисправностей, комбинация автоэнкодера для уменьшения признаков и LSTM для прогнозирования, тщательно спроектирована для идентификации и предсказания отказов в данных временных рядов. Процесс начинается с того, что автоэнкодер сжимает и кодирует входные данные, уменьшая их сложность, но сохраняя значимые признаки для обнаружения отказов. Затем модель LSTM использует эти закодированные признаки для прогнозирования будущих состояний данных,

прогнозируя потенциальные отказы на основе изученных закономерностей и корреляций. Эффективность модели в улучшении прогностического технического обслуживания на электростанциях тщательно исследуется с акцентом на идентификацию и предсказание аномального поведения, которое может указывать на потенциальные проблемы системы. Конфигурация модели, включая автоэнкодер для уменьшения признаков и LSTM для точного предсказания неисправностей, демонстрирует ценность полного набора данных в повышении возможностей обучения и практического применения модели в реальных условиях эксплуатации.

3. Данный проект опирается на реальное применение предложенного алгоритма для онлайн- обнаружения неисправностей газовых турбин, который был успешно применен на электростанции г. Киркук в Ираке. Эффективность предложенного подхода была подтверждена его применением в промышленной среде, подчеркивая актуальность и потенциал алгоритма в решении критически важных проблем технического обслуживания в секторе производства энергии. Реализация этого алгоритма на электростанции г. Киркук служит примером его практических преимуществ, предлагая надежное решение для повышения операционной надежности и эффективности при одновременной минимизации затрат и простоев, связанных с техническим обслуживанием.

Для будущих работ исследование предлагает несколько направлений для дальнейшего улучшения прогностического технического обслуживания. К ним относятся: интеграция данных в реальном времени, улучшение генерации синтетических данных, разработка автоматизированных алгоритмов определения пороговых значений, исследование мультимодального слияния данных, изучение взаимодействия человека и машины, а также обобщение методологий для других отраслей промышленности.

### ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

### Публикации, индексируемые в международных базах данных Scopus /Web of Science:

- 1. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti. A comprehensive review on mechanical failures cause vibration in the gas turbine of combined cycle power plants: Обширный обзор механических неисправностей, вызывающих вибрацию в газовой турбине комбинированных цикло в электростанций / Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Reza Kashyzadeh Kazem, Ghorbani Siamak // Engineering Failure Analysis. 2022. V. 134. Р. 106094. Топ 10% (WoS/Scopus) Журнал Анализа Инженерных Отказов. Импакт-фактор: 4.31 (журнал первого квартиля Q1). [https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2022.106094.]
- 2.Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti. Fault detection in the gas turbine of the Kirkuk Power Plant: an anomaly detection approach using DLSTM-Autoencoder: Обнаружение неисправностей в газовой турбине электростанции Киркука: подход к обнаружению аномалий с использованием LSTM-автоэнкодер / Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Reza Kashyzadeh Kazem, Ghorbani Siamak // Engineering Failure Analysis. 2024. N 160(3). P. 108213. https://www.researchgate.net/publication/378996525. Журнал Анализа Инженерных Отказов Импакт-фактор: 4.31 (журнал первого квартиля Q1, Journal, индекс Scopus/WoS) [https://doi.org/10.1016/j.engfailanal. 2024.108213.]
- 3. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti. Advancements in gas turbine fault detection: а machine learning approach based on the temporal convolutional network—Autoencoder model: Достижения в области обнаружения неисправностей газовых турбин: подход машинного обучения на основе модели временной сверточной сети—автоэнкодера / Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Reza Kashyzadeh Kazem, Ghorbani Siamak // Applied Sciences. 2024. N 14(11). Р. 4551. / Журнал Прикладные науки MDPI. Импакт-фактор: 2.5 (журнал первого/второго квартилей Q1, Journal, индекс Scopus/WoS) [https://doi.org/10.3390/app14114551.]
- 4. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti. Enhanced autoregressive integrated moving average model for anomaly detection in power plant operations: Улучшенная авторегрессионная интегрированная модель скользящего среднего для обнаружения аномалий в работе электростанций / Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Reza Kashyzadeh Kazem, Ghorbani Siamak //

International Journal of Engineering. — 2024. — N 37(08). — Р. 1691-1699. Международный инженерный журнал (Журнал второго квартиля Q2, Journal, индекс Scopus/WoS) [https://doi.org/10.5829/ije.2024.37.08b.19.]

5. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti. Smart maintenance strategies in the combined cycle power plant: Интеллектуальные стратегии технического обслуживания на электростанциях комбинированного цикла / Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Kazem Reza Kashyzadeh, Siamak Ghorbani // International Journal of Applied Research in Mechanical Engineering (JCARME). – 2024. – Аидиst. – Международный журнал прикладных исследований в области машиностроения (Журнал третьего квартиля Q3, Journal, индекс Scopus). [https://doi.org/10.22061/jcarme.2024. 10797.2415.]

### Международный журнал, без индекса в Scopus /Web of Science:

6. Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti. Accuracy assessment of the One-Class SVM technique in identifying abnormalities in the vibration monitoring data of a gas turbine: Оценка точности одноклассового метода опорных векторов при выявлении отклонений в данных виброконтроля газовой турбины / Watban Khalid Fahmi Al-Tekreeti, Kazem Reza Kashyzadeh, Siamak Ghorbani // Journal of Mechanical Engineering and Vibration. 2024. — Журнал машиностроения и вибрации (Журнал на персидском языке и без индексации). [https://www.researchgate.net/publication/ 381128432.]

### РИНЦ:

7. Al-Tekreeti W Kh F, Reza K K, Ghorbani S. Industrial vibration detection techniques for enhanced monitoring and maintenance of combined cycle power plant: Промышленные методы обнаружения вибрации для улучшенного мониторинга и обслуживания электростанций комбинированного цикла. Engineering Systems, 2023, 2023, pp. 167-178.

## Основные результаты работы были представлены на международных конференциях:

- 8. Al-Tekreeti W Kh F, Reza Kashyzadeh K, Ghorbani S. Industrial vibration detection techniques for enhanced monitoring and maintenance of combined cycle power plants: Промышленные методы обнаружения вибрации для улучшенного мониторинга и обслуживания электростанций комбинированного цикла. // Инженерные системы: труды международной конференции. Москва, 5–7 апреля 2023 г. / под ред. М.Ю. Мальковой. Москва: РУДН, 2023, стр. 167-178.
- 9. Al-Tekreeti W Kh F, Reza Kashyzadeh K, Ghorbani S. Enhancing fault detection in gas turbines using machine learning models: A case study on Kirkuk gas power plant: Улучшение обнаружения неисправностей в газовых турбинах с использованием моделей машинного обучения: пример газовой электростанции Киркук. // The 4th International Conference on Artificial Intelligence and its Future Prospects in electrical, computer, mechanical and telecommunication engineering sciences, Iran, December 2024.
- 10. Al-Tekreeti W Kh F, Reza Kashyzadeh K, Ghorbani S. Anomaly detection in gas turbines using DLSTM-Autoencoder with data augmentation: Обнаружение аномалий в газовых турбинах с использованием LSTM-автоэнкодера с дополнением данных. // 3<sup>rd</sup> International Conference for Mechanical and Aerospace Engineers Students, Iran, December 2024.

### Свидетельства о регистрации программ для ЭВМ:

- 11. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024663540 Российская Федерация. Разработка компьютерной программы для обнаружения вибрационных аномалий вращающегося оборудования на основе различных практических алгоритмов: № 2024661766: заявл. 27.05.2024: опубл. 07.06.2024 / В. Х. Ф. Аль-Текрити, К. З. К. Реза, С. Горбани; заявитель Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы».
- 12. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024663703 Российская Федерация. Интеллектуализация обнаружения аномалий с высокой точностью в системе онлайн-мониторинга турбин электростанций: № 2024661757: заявл. 27.05.2024: опубл. 10.06.2024 / В. Х. Ф. Аль-Текрити, К. З. К. Реза, С. Горбани; заявитель Федеральное

государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы».

- 13. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025614457 Российская Федерация. Улучшенная модель ARIMA на основе компьютерного кода для раннего обнаружения аномалий в работе электростанции: № 2025612982: заявл. 18.02.2025: опубл. 21.02.2025 / В. Х. Ф. Аль-Текрити, К. З. К. Реза; заявитель Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы».
- 14. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025614226 Российская Федерация. Улучшение структуры машинного обучения с использованием модели временной сверточной сети -автоэнкодер: для улучшения обнаружения неисправностей в промышленном оборудовании: № 2025612665: заявл. 13.02.2025: опубл. 20.02.2025 / В. Х. Ф. Аль-Текрити, К. З. К. Реза; заявитель Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы».

## Оценка воздействия вибрации на механическое оборудование электростанций комбинированного цикла

Аль-Текрити Ватбан Халид Фахми

Исследование посвящено анализу воздействия вибрации на механические части электростанций с комбинированным циклом работы, в котором особое внимание уделяется переходу к предиктивному техническому обслуживанию с помощью передовых методов машинного обучения. Для обнаружения аномалий была разработана новая модель LSTM-автоэнкодер, использующая сигналы вибрации электростанции в Киркуке в качестве основного набора данных. Исследование сосредоточено на способности модели выявлять ошибки в данных временных рядов, используя методы увеличения объема данных для устранения ограниченной доступности аномальных данных. Полученные результаты подтверждают эффективность LSTM-автоэнкодер в обнаружении и прогнозировании неисправностей, повышая эффективность работы и безопасность при одновременном снижении затрат. Будущая работа предполагает расширение применимости модели и оптимизацию увеличения объема данных для более широкого промышленного использования.

## Analysis of the vibration effects on combined cycle power plant's mechanical parts Al-Tekreeti Watban Khalid Fahmi

Research explores the analysis of vibration effects on the mechanical parts of combined cycle power plants (CCPPs), emphasizing the transition to predictive maintenance through advanced machine learning (ML) techniques. A novel Deep Long Short-Term Memory (DLSTM) Autoencoder model was developed for anomaly detection, utilizing the Kirkuk Power Plant vibration signals as a primary dataset. The study focuses on the model's ability to identify faults in time-series data, leveraging data augmentation techniques to address limited anomalous data availability. The findings validate the DLSTM-Autoencoder's effectiveness in detecting and predicting faults, enhancing operational efficiency and safety while reducing costs. Future work suggests expanding the model's applicability and optimizing data augmentation for broader industrial use.