

# Новый метод и алгоритм обработки сигналов для диагностики дефектов подшипников качения на основе корреляционной функции

А. Л. Шестаков

Южно-Уральский государственный университет  
(национальный исследовательский университет)

kodirovss@susu.ru

Ш. Ш. Кодиров

Южно-Уральский государственный университет  
(национальный исследовательский университет)

shahboztjk@mail.ru

**Аннотация.** Подшипники качения являются неотъемлемой частью механических систем, используемых в различных отраслях промышленности. Их надежная работа существенно влияет на производительность оборудования и безопасность производственных процессов. Однако износ, повреждения и другие дефекты подшипников могут привести к серьезным последствиям, включая аварийные ситуации, простой оборудования и увеличение расходов на его обслуживание. Эффективное диагностирование и мониторинг технического состояния подшипников качения имеет стратегическое значение для предотвращения аварийных ситуаций, повышения эффективности оборудования и снижения затрат на обслуживание. В данной статье представлен краткий критический обзор существующих методов диагностики подшипников качения, а также предлагается новый метод и алгоритм обработки сигналов для диагностики дефектов подшипников качения на основе корреляционной функции. Кроме того, в работе представлены результаты экспериментального тестирования предлагаемого метода и алгоритма на реальных экспериментальных данных, которые подтверждают высокую достоверность диагностирования подшипников качения.

**Ключевые слова:** метод и алгоритм обработки сигналов; диагностика подшипников качения; корреляционная функция; обнаружение дефектов подшипников качения; многомерные сигналы вибрации

## I. ВВЕДЕНИЕ

Подшипники качения являются важными элементами промышленного оборудования, используемого в различных отраслях промышленности, таких как производство, машиностроение, обработка материалов, нефтегазовая промышленность и др. Несмотря на достижения в области проектирования подшипников и развитие новых технологий в их производстве, подшипники подвержены износу и повреждениям из-за длительной эксплуатации, нагрузок и вибраций, что может приводить к отказам оборудования и значительным экономическим убыткам. Соответственно, задача своевременного обнаружения дефектов и повреждений подшипников качения является актуальной [1–42].

Работа выполнена при финансовой поддержке Российской Федерации в лице Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, номер проекта (номер соглашения) № 075-15-2022-1243.

Существует множество классических и современных методов диагностики технического состояния подшипников качения, в том числе на базе алгоритмов машинного обучения и глубоких нейронных сетей [2–43]. Эти методы обладают высокой точностью и чувствительностью, что позволяет обнаруживать даже ранние стадии дефектов [2–43]. Однако эти методы имеют ряд ограничений и недостатков, по причине которых они не нашли широкого применения в промышленности. В частности: – обладают низкой устойчивостью к шумам в сигналах, так как большинство из методов основаны на спектральном анализе и его разновидностей [16–42]; – непригодны к применению в условиях холодного старта, например, когда для диагностируемого оборудования не имеются какие-либо наборы данных по дефектам [2–15]; – сложно внедрить в автоматизированную систему диагностики, так как требуют экспертного вмешательства [2–43]; – имеют высокую вычислительную сложность [2–43]; – имеют низкую интерпретируемость [2–43]; – не позволяют отслеживать деградацию дефекта, особенно те методы, в которых применяются алгоритмы машинного обучения и нейронные сети [2–15].

Следовательно, нами была поставлена задача: разработать метод и алгоритм обработки сигналов для диагностики дефектов подшипников качения, не имеющих вышеперечисленных ограничений и недостатков.

## II. МЕТОД И АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ

Так как основой предлагаемого метода и алгоритма обработки сигналов является расчет среднеквадратических отклонений (СКО) для многомерных сигналов вибрации и корреляционная функция (КФ), то вначале кратко характеризуем их.

Как известно, СКО сигнала является важным параметром при анализе и обработке сигналов в различных областях, особенно в области диагностики оборудования. Эта статистическая мера помогает оценить степень изменчивости или шума в сигнале, что позволяет выявлять явные признаки износа, деформаций и других дефектов в работе оборудования. Однако, диагностировать оборудование только по анализу СКО сигналов недостаточно, так как СКО не учитывает внутреннюю структуру сигнала, в частности высокочастотные и низко амплитудные гармоники сигнала [43].

Что касается КФ, то она успешно применяется в решениях различных прикладных задач по диагностики [21, 43]. Как известно [21, 43], КФ является мощным инструментом для анализа внутренних структур сигналов, в том числе разнородных. Однако, КФ как любой инструмент имеет ограничений, в частности КФ чувствителен к шуму и выбросам.

Для решения вышеотмеченных ограничений, в предлагаемом методе и алгоритме обработки сигналов, начале производится своего рода децимация сигнала, после чего анализируется с помощью корреляционной функции.

Предлагаемый метод и алгоритм заключается в следующем:

1) пусть имеется три массива сигналов вибрации  $A$ ,  $B$  и  $C$ , измеренные в одном временном пространстве с оборудования с исправным подшипником качения, и назовем их эталонными сигналами. Под термином «сигналов вибрации» подразумеваются сигналы виброперемещения, виброускорения или виброскорости, причем их количество в одном временном пространстве должно быть не менее 2:

$$\begin{aligned} A &= [A_1, A_2, \dots, A_N], \\ B &= [B_1, B_2, \dots, B_N], \\ C &= [C_1, C_2, \dots, C_N], \end{aligned}$$

где:  $A_1, B_1, C_1$  – первая выборка массива  $A$ ,  $B$  и  $C$ ;  $A_2, B_2, C_2$  – вторая выборка массива  $A$ ,  $B$  и  $C$ ;  $A_N, B_N, C_N$  – последняя выборка массива  $A$ ,  $B$  и  $C$ .

2) методом непересекающегося окна для каждого массива вычислим среднее значение и СКО по размеру окна « $k$ »:

$$A_{mean(k)} = \left[ \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (A_i), \dots, \frac{1}{k} \sum_{i=(n-1) \cdot k + 1}^{n-k} (A_i) \right], \quad (1)$$

$$B_{mean(k)} = \left[ \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (B_i), \dots, \frac{1}{k} \sum_{i=(n-1) \cdot k + 1}^{n-k} (B_i) \right], \quad (2)$$

$$C_{mean(k)} = \left[ \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (C_i), \dots, \frac{1}{k} \sum_{i=(n-1) \cdot k + 1}^{n-k} (C_i) \right], \quad (3)$$

$$A_{std(k)} = \left[ \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (A_i - A_{mean(k)_1})^2}{k-1}}, \dots, \sqrt{\frac{\sum_{i=(n-1) \cdot k + 1}^{n-k} (A_i - A_{mean(k)_n})^2}{k-1}} \right], \quad (4)$$

$$B_{std(k)} = \left[ \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (B_i - B_{mean(k)_1})^2}{k-1}}, \dots, \sqrt{\frac{\sum_{i=(n-1) \cdot k + 1}^{n-k} (B_i - B_{mean(k)_n})^2}{k-1}} \right], \quad (5)$$

$$C_{std(k)} = \left[ \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (C_i - C_{mean(k)_1})^2}{k-1}}, \dots, \sqrt{\frac{\sum_{i=(n-1) \cdot k + 1}^{n-k} (C_i - C_{mean(k)_n})^2}{k-1}} \right]; \quad (6)$$

3) парно вычислим нормированные коэффициенты корреляции между рассчитанных СКО сигналов вибрации по размеру окна « $k$ »:

$$N^I(k) = \frac{\Sigma(A_{std_i} - A_{std_{mean}}) \cdot (B_{std_i} - B_{std_{mean}})}{\sqrt{\Sigma(A_{std_i} - A_{std_{mean}})^2 \cdot \Sigma(B_{std_i} - B_{std_{mean}})^2}} \cdot 100, \quad (7)$$

$$N^{II}(k) = \frac{\Sigma(A_{std_i} - A_{std_{mean}}) \cdot (C_{std_i} - C_{std_{mean}})}{\sqrt{\Sigma(A_{std_i} - A_{std_{mean}})^2 \cdot \Sigma(C_{std_i} - C_{std_{mean}})^2}} \cdot 100, \quad (8)$$

$$N^{III}(k) = \frac{\Sigma(B_{std_i} - A_{std_{mean}}) \cdot (C_{std_i} - C_{std_{mean}})}{\sqrt{\Sigma(B_{std_i} - A_{std_{mean}})^2 \cdot \Sigma(C_{std_i} - C_{std_{mean}})^2}} \cdot 100, \quad (9)$$

4) фиксируем вычисленные значений коэффициентов корреляции для сигналов исправного подшипника, в качестве пороговых значений;

5) далее, измеряем сигналы вибрации с оборудования с диагностируемым подшипником качения;

6) методом непересекающегося окна, по выражениям (1–3) и (4–6) вычислим СКО по размеру окна « $k$ » для сигналов диагностируемого подшипника;

7) по выражениям (7-9), парно вычислим нормированные коэффициенты корреляции между рассчитанных СКО сигналов вибрации диагностируемого подшипника;

8) сопоставим вычисленные значения коэффициентов корреляции для диагностируемого подшипника с пороговыми значениями коэффициентов корреляции по выражениям (10–12):

$$\Delta^I = 100\% \cdot \frac{D^I(k) - N^I(k)}{N^I(k)}, \quad (10)$$

$$\Delta^{II} = 100\% \cdot \frac{D^{II}(k) - N^{II}(k)}{N^{II}(k)}, \quad (11)$$

$$\Delta^{III} = 100\% \cdot \frac{D^{III}(k) - N^{III}(k)}{N^{III}(k)}, \quad (12)$$

если значения коэффициентов корреляции для диагностируемого подшипника расходятся более чем на 15% от пороговых значений коэффициентов корреляции, то делаем вывод о наличии дефекта в подшипнике, в противном случае в подшипнике не выявлен дефект.

### III. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ

Предлагаемый метод и алгоритм обработки сигналов был воспроизведен с использованием реальных экспериментальных данных авторов [14]. Экспериментальные данные содержали три сигнала акселерометра для пяти состояний подшипника качения. В частности, исправное состояние подшипника (Normal), состояние подшипника с дефектом внутреннего кольца (Inner), состояние подшипника с дефектом шарика (Ball), состояние подшипника с дефектом наружного кольца (Outer), и состояние подшипника с комбинированным дефектом (Comb.). Эксперименты были проведены на различных частотах вращения вала (Freq.), на котором был установлен подшипник. Экспериментальный стенд и план эксперимента более подробно рассмотрен в работе авторов [14].

В результате экспериментального тестирования, предлагаемым методом и алгоритмом были получены экспериментальные результаты, которые представлены в табл. I–VI.

ТАБЛИЦА I. Результаты экспериментальной диагностики подшипника качения по значениям корреляционной функции СКО сигналов вибрации 1 и 2

Freq.	Значение корреляционной функции СКО сигналов вибрации 1 и 2 (при $k = 8$ )				
	Normal	Inner	Ball	Outer	Comb.
8Hz	2,4	33,6	35,4	19,4	24,3
10Hz	3,2	34,3	-	18,6	20,7
14Hz	5,2	31,6	43,7	15,4	24,4
16Hz	1,9	30,1	47,0	17,1	23,3
18Hz	2,6	-	48,9	-	26,7
20Hz	2,5	31,2	49,2	19,0	28,0
25Hz	4,2	52,8	43,5	18,8	43,8

ТАБЛИЦА II. Результаты экспериментальной диагностики подшипника качения по значениям корреляционной функции СКО сигналов вибрации 1 и 2

Freq.	Отклонение от пороговых значений, %			
	$\Delta$ Inner	$\Delta$ Ball	$\Delta$ Outer	$\Delta$ Comb.
8Hz	1313	1389	714	919
10Hz	961	-	476	541
14Hz	512	747	198	373
16Hz	1459	2336	785	1106
18Hz	-	1794	-	934
20Hz	1162	1894	668	1033
25Hz	1144	925	343	932

ТАБЛИЦА III. Результаты экспериментальной диагностики подшипника качения по значениям корреляционной функции СКО сигналов вибрации 1 и 3

Freq.	Значение корреляционной функции СКО сигналов вибрации 1 и 3 (при $k = 8$ )				
	Normal	Inner	Ball	Outer	Comb.
8Hz	2,6	34,5	28,6	22,7	25,6
10Hz	2,6	37,3	-	19,7	24,3
14Hz	3,8	33,2	41,8	17,2	26,8
16Hz	1,6	31,2	45,9	18,7	25,1
18Hz	2,6	-	47,7	-	27,6
20Hz	2,1	33,9	48,6	20,8	31,0
25Hz	10,2	41,6	40,4	18,2	39,6

ТАБЛИЦА IV. Результаты экспериментальной диагностики подшипника качения по значениям корреляционной функции СКО сигналов вибрации 1 и 3

Freq.	Отклонение от пороговых значений, %			
	$\Delta$ Inner	$\Delta$ Ball	$\Delta$ Outer	$\Delta$ Comb.
8Hz	1244	1012	782	895
10Hz	1328	-	655	829
14Hz	770	997	351	602
16Hz	1847	2767	1066	1468
18Hz	-	1719	-	952
20Hz	1498	2192	882	1362
25Hz	308	297	78	289

ТАБЛИЦА V. Результаты экспериментальной диагностики подшипника качения по значениям корреляционной функции СКО сигналов вибрации 2 и 3

Freq.	Значение корреляционной функции СКО сигналов вибрации 2 и 3 (при $k = 8$ )				
	Normal	Inner	Ball	Outer	Comb.
8Hz	2,3	45,8	26,1	15,7	24,5
10Hz	2,9	51,5	-	15,7	25,8
14Hz	4,3	44,6	38,8	15,2	31,7
16Hz	1,9	40,2	44,0	16,4	25,7
18Hz	2,6	-	45,8	-	29,0
20Hz	3,3	40,7	47,6	19,1	31,9
25Hz	6,3	39,0	39,1	17,1	38,8

ТАБЛИЦА VI. Результаты экспериментальной диагностики подшипника качения по значениям корреляционной функции СКО сигналов вибрации 2 и 3

Freq.	Отклонение от пороговых значений, %			
	$\Delta$ Inner	$\Delta$ Ball	$\Delta$ Outer	$\Delta$ Comb.
8Hz	1858	1014	570	947
10Hz	1707	-	451	806
14Hz	932	798	251	634
16Hz	2026	2226	768	1261
18Hz	-	1649	-	1006
20Hz	1143	1357	484	875
25Hz	520	521	172	517

Как видно из результатов экспериментального тестирования, предлагаемый метод и алгоритм обработки сигналов имеет высокую достоверность диагностирования подшипников качения.

#### IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В представленной работе рассмотрен новый метод и алгоритм обработки сигналов для диагностики подшипников качения на основе корреляционной функции среднеквадратического отклонения сигналов по размеру окна  $k$ . В предлагаемом методе и алгоритме оцениваются величины отклонений значений корреляционной функции исправного подшипника от функций неисправного подшипника. Соответственно, величины отклонений могут характеризовать величину и характер выявленного дефекта в подшипнике, что может служить в качестве критерий оценки остаточного ресурса диагностируемого подшипника. Предлагаемый метод и алгоритм на реальных экспериментальных данных продемонстрировал простоту вычисления и высокую достоверность диагностирования технического состояния подшипников качения. Отличительными особенностями предлагаемого метода и алгоритма обработки сигналов являются: 1) может анализировать сразу несколько сигналов от диагностируемого оборудования; 2) имеет высокую устойчивость к шумам в сигналах, и не требует применение различных фильтров к анализируемым сигналам; 3) может применяться в условиях холодного старта; 4) позволяет отслеживать деградацию дефекта; 5) имеет низкую вычислительную сложность и не требует экспертного вмешательства.

#### БЛАГОДАРНОСТЬ

Авторы выражают благодарность Синицину Владимиру Владимировичу за предоставленные экспериментальные данные для данного исследования.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Tiboni M., Remino C., Bussola R., Amici C. A Review on Vibration-Based Condition Monitoring of Rotating Machinery. Applied Sciences, 2022, vol. 12, no. 3:972, DOI: 10.3390/app12030972
- [2] Rauber T.W., da Silva Loca A.L., Boldt F.D.A., Rodrigues A.L., Varejão F.M. An experimental methodology to evaluate machine learning methods for fault diagnosis based on vibration signals. Expert Syst. Appl. 2021, vol. 167, no. 114022, DOI: 10.1016/j.eswa.2020.114022
- [3] Wang Y., Yang M., Li Y., Xu Z., Wang J., Fang X. A Multi-Input and Multi-Task Convolutional Neural Network for Fault Diagnosis Based on Bearing Vibration Signal. IEEE Sens. J. 2021, vol. 21, pp. 10946-10956, DOI: 10.1109/JSEN.2021.3061595

- [4] Fan H., Xue C., Zhang X., Cao X., Gao S., Shao S. Vibration Images-Driven Fault Diagnosis Based on CNN and Transfer Learning of Rolling Bearing under Strong Noise. *Shock Vib.* 2021, vol. 2021, pp. 1-16, DOI: 10.1155/2021/6616592
- [5] Qian W., Li S. A novel class imbalance-robust network for bearing fault diagnosis utilizing raw vibration signals. *Meas. J. Int. Meas. Confed.* 2020, vol. 156, no. 107567, DOI: 10.1016/j.measurement.2020.107567
- [6] Zhao B., Yuan Q., Zhang H. An improved scheme for vibration-based rolling bearing fault diagnosis using feature integration and adaboost tree-based ensemble classifier. *Appl. Sci.* 2020, vol. 10, no. 1802, DOI: 10.3390/app10051802
- [7] Chen H.-Y., Lee C.-H. Vibration Signals Analysis by Explainable Artificial Intelligence (XAI) Approach: Application on Bearing Faults Diagnosis. *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 134246-134256, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3006491
- [8] Li H., Zhang Q., Qin X., Yuantao S. Raw vibration signal pattern recognition with automatic hyper-parameter-optimized convolutional neural network for bearing fault diagnosis. *Proc. Inst. Mech. Eng. Part C J. Mech. Eng. Sci.* 2020, vol. 234, pp. 343-360, DOI: 10.1177/0954406219875756
- [9] Xin Y., Li S., Wang J., An Z., Zhang W. Intelligent fault diagnosis method for rotating machinery based on vibration signal analysis and hybrid multi-object deep CNN. *IET Sci. Meas. Technol.* 2020, vol. 14, pp. 407-415, DOI: 10.1049/iet-smt.2018.5672
- [10] Li M., Wei Q., Wang H., Zhang X. Research on fault diagnosis of time-domain vibration signal based on convolutional neural networks. *Syst. Sci. Control Eng.* 2019, vol. 7, pp. 73-81, DOI: 10.1080/21642583.2019.1661311
- [11] Hoang D.-T., Kang H.-J. Rolling element bearing fault diagnosis using convolutional neural network and vibration image. *Cogn. Syst. Res.* 2019, vol. 53, pp. 42-50, DOI: 10.1016/j.cogsys.2018.03.002
- [12] Qian W., Li S., Wang J., An Z., Jiang X. An intelligent fault diagnosis framework for raw vibration signals: Adaptive overlapping convolutional neural network. *Meas. Sci. Technol.* 2018, vol. 29, no. 9, DOI: 10.1088/1361-6501/aad101
- [13] Pham M.T., Kim J.M., Kim C.H. Accurate bearing fault diagnosis under variable shaft speed using convolutional neural networks and vibration spectrogram. *Appl. Sci.* 2020, vol. 10, no. 6385, DOI: 10.3390/app10186385
- [14] Sinitin V., Ibryaeva O., Sakovskaya V., Ereemeeva V. Intelligent bearing fault diagnosis method combining mixed input and hybrid CNN-MLP model. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, vol. 180, no. 109454, DOI: 10.1016/j.ymssp.2022.109454
- [15] Saufi S.R., Ahmad Z.A.B., Leong M.S., Lim M.H. Low-Speed Bearing Fault Diagnosis Based on ArSSAE Model Using Acoustic Emission and Vibration Signals. *IEEE Access*, 2019, vol. 7, pp. 46885-46897, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2909756
- [16] He M., He D. A new hybrid deep signal processing approach for bearing fault diagnosis using vibration signals. *Neurocomputing*, 2020, vol. 396, pp. 542-555, DOI: 10.1016/j.neucom.2018.12.088
- [17] Ayaz E. Autoregressive modeling approach of vibration data for bearing fault diagnosis in electric motors. *J. Vibroeng.* 2014, vol. 16, pp. 2130-2138.
- [18] Utpat A., Ingle R.B., Nandgaonkar M.R. Response of various vibration parameters to the condition monitoring of ball bearing used in centrifugal pumps. *Noise Vib. Worldw.* 2011, vol. 42, pp. 34-40, DOI: 10.1260/0957-4565.42.6.34
- [19] Huang S., Zheng J., Pan H., Tong J. Order-statistic filtering Fourier decomposition and its application to rolling bearing fault diagnosis. *Journal of Vibration and Control*, 2022, vol. 28(13-14), pp. 1605-1620, DOI: 10.1177/1077546321997598
- [20] Attoui I., Oudjani B., Boutasseta N., Fergani N., Bouakkaz M.S., Bouraiou A. Novel predictive features using a wrapper model for rolling bearing fault diagnosis based on vibration signal analysis. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2020, vol. 106, pp. 3409-3435, DOI: 10.1007/s00170-019-04729-4
- [21] Klausen A., Robbersmyr K.G. Cross-correlation of whitened vibration signals for low-speed bearing diagnostics. *Mech. Syst. Signal Process.* 2019, vol. 118, pp. 226-244, DOI: 10.1016/j.ymssp.2018.08.048
- [22] Dybała J. Diagnosing of rolling-element bearings using amplitude level-based decomposition of machine vibration signal. *Meas. J. Int. Meas. Confed.* 2018, vol. 126, pp. 143-155, DOI: 10.1016/j.measurement.2018.05.031
- [23] Qiu M., Li W., Zhu Z., Jiang F., Zhou G. Fault Diagnosis of Bearings with Adjusted Vibration Spectrum Images. *Shock Vib.* 2018, vol. 2018, pp. 1-17, DOI: 10.1155/2018/6981760
- [24] Li W., Qiu M., Zhu Z., Wu B., Zhou G. Bearing fault diagnosis based on spectrum images of vibration signals. *Meas. Sci. Technol.* 2016, vol. 27, no. 035005, DOI: 10.1088/0957-0233/27/3/035005
- [25] Dolenc B., Bošković P., Juričić D. Distributed bearing fault diagnosis based on vibration analysis. *Mech. Syst. Signal Process.* 2016, vol. 66-67, pp. 521-532, DOI: 10.1016/j.ymssp.2015.06.007
- [26] Harmouche J., Delpha C., Diallo D. Improved fault diagnosis of ball bearings based on the global spectrum of vibration signals. *IEEE Trans. Energy Convers.* 2015, vol. 30, pp. 376-383, DOI: 10.1109/TEC.2014.2341620
- [27] Tong Z., Li W., Jiang F., Zhu Z., Zhou G. Bearing fault diagnosis based on spectrum image sparse representation of vibration signal. *Adv. Mech. Eng.* 2018, vol. 10, no. 9, DOI: 10.1177/1687814018797788
- [28] Jayakumar K., Thangavel S. Industrial drive fault diagnosis through vibration analysis using wavelet transform. *Journal of Vibration and Control*, 2017, vol. 23, no. 12, pp. 2003-2013, DOI: 10.1177/1077546315606602
- [29] Huo Z., Zhang Y., Francq P., Shu L., Huang J. Incipient Fault Diagnosis of Roller Bearing Using Optimized Wavelet Transform Based Multi-Speed Vibration Signatures. *IEEE Access*, 2017, vol. 5, pp. 19442-19456, DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2661967
- [30] Li C., Sánchez R.V., Zurita G., Cerrada M., Cabrera D. Fault diagnosis for rotating machinery using vibration measurement deep statistical feature learning. *Sensors*, 2016, vol. 16, no. 6:895, DOI: 10.3390/s16060895
- [31] Gelman L., Murray B., Patel T.H., Thomson A. Novel wavelet technology for vibration condition monitoring of rolling element bearings. *Insight Non-Destr. Test. Cond. Monit.* 2015, vol. 57, no. 1, pp. 40-47, DOI: 10.1784/insi.2015.57.1.40
- [32] Gelman L., Murray B., Patel T.H., Thomson A. Vibration diagnostics of rolling bearings by novel nonlinear non-stationary wavelet coherence technology. *Eng. Struct.* 2014, vol. 80, pp. 514-520, DOI: 10.1016/j.engstruct.2014.08.030
- [33] Tse P.W., Wang D. The automatic selection of an optimal wavelet filter and its enhancement by the new sparsogram for bearing fault detection. Part 2 of the two related manuscripts that have a joint title as "Two automatic vibration-based fault diagnostic methods using the novel sparsity measurement - Parts 1 and 2". *Mech. Syst. Signal Process.* 2013, vol. 40, pp. 520-544, DOI: 10.1016/j.ymssp.2013.05.018
- [34] Li K., Ping X., Wang H., Chen P., Cao Y. Sequential fuzzy diagnosis method for motor roller bearing in variable operating conditions based on vibration analysis. *Sensors*, 2013, vol. 13, pp. 8013-8041, DOI: 10.3390/s130608013
- [35] Luo G.Y., Osypiw D., Irle M. On-line vibration analysis with fast continuous wavelet algorithm for condition monitoring of bearing. *JVC J. Vib. Control*, 2003, vol. 9, pp. 931-947, DOI: 10.1177/10775463030098002
- [36] He W., Yan Y., An L., Sun W., Guo B. Enhanced frame expansion via configuring filterbank topology for rapid processing of multi-sensor vibration data with applications to turbo-machinery fault diagnosis. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2017, vol. 13, pp. 1-20, DOI: 10.1177/1550147717738191
- [37] Kawada M., Yamada K., Yamashita K. Fundamental Study on Vibration Diagnosis for High Speed Rotational Machine using Wavelet Transform. *IEEE Trans. Power Energy*, 2003, vol. 123, pp. 1229-1241, DOI: 10.1541/ieejpes.123.1229
- [38] Liu H., Wang Y., Li F., Wang X., Liu C., Pecht M.G. Perceptual Vibration Hashing by Sub-Band Coding: An Edge Computing Method for Condition Monitoring. *IEEE Access*, 2019, vol. 7, pp. 129644-129658, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2940381
- [39] You L., Fan W., Li Z., Liang Y., Fang M., Wang J. A Fault Diagnosis Model for Rotating Machinery Using VWC and MSFLA-SVM Based on Vibration Signal Analysis. *Shock Vib.* 2019, vol. 2019, pp. 1-16, DOI: 10.1155/2019/1908485

- [40] Shao K., Fu W., Tan J., Wang K. Coordinated approach fusing time-shift multiscale dispersion entropy and vibrational Harris hawks optimization-based SVM for fault diagnosis of rolling bearing. *Meas. J. Int. Meas. Confed.* 2021, vol. 173, no. 108580, DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108580
- [41] Jiao J., Yue J., Pei D., Hu Z. Application of Feature Fusion Using Coaxial Vibration Signal for Diagnosis of Rolling Element Bearings. *Shock Vib.* 2020, vol. 2020, pp. 8831723, DOI: 10.1155/2020/8831723
- [42] Yang Y., Jiang D. Casing Vibration Fault Diagnosis Based on Variational Mode Decomposition, Local Linear Embedding, and Support Vector Machine. *Shock Vib.* 2017, vol. 2017, pp. 1-14, DOI: 10.1155/2017/5963239
- [43] Aliev T. Noise Control of the Beginning and Development Dynamics of Accidents. eBook, Springer Nature Switzerland AG, 2019, 206 p., DOI: 10.1007/978-3-030-12512-7.