

## ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ

© 2021 г. Е. А. Абидова<sup>1</sup>, А. Е. Дембицкий<sup>1</sup>, А. А. Лапкис<sup>1,\*</sup>, Н. А. Симакова<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Волгодонский инженерно-технический институт — филиал Национального исследовательского ядерного университета “МИФИ” (ВИТИ НИЯУ МИФИ) Волгодонск, 347360, Россия

\*e-mail: aalapkis@mephi.ru

Поступила в редакцию 30.01.2021 г.

После доработки 13.02.2021 г.

Принята к публикации 24.02.2021 г.

Представлены результаты исследований особенностей применения метода главных компонент (МГК) в задачах диагностики электромеханического оборудования. Описана последовательность анализа диагностических данных, представленных в форме временных рядов, с помощью построения траекторной матрицы временного ряда с последующим ее сингулярным разложением. Поставлена задача определения параметров МГК, которые обеспечат наилучшую глубину диагностирования оборудования со снижением вероятностей ошибок первого и второго рода. Для решения задачи синтезированы эргодические тестовые сигналы вибрации вращающегося механизма: исправного и с дефектом кинематической пары. Тестовые сигналы обработаны с применением МГК и отображены в пространстве главных компонент. Показано, что выбор характеристик выборки и параметров МГК должен проводиться таким образом, чтобы обеспечить наилучшее разделение исправных и дефектных состояний обследуемого механизма в пространстве главных компонент. Обоснованы требования к характеристикам обрабатываемой выборки: необходимые объем и частота дискретизации. Разработаны рекомендации по выбору длины окна для применения МГК. Эффективность предлагаемого подхода продемонстрирована при обработке как синтетических, так и реальных сигналов. На примере анализа вибрации исправного и дефектного подшипников показано, что следование разработанным рекомендациям приводит к лучшему разделению исправного и дефектного состояний в пространстве главных компонент.

**Ключевые слова:** диагностика электромеханического оборудования, обработка диагностических сигналов, метод главных компонент

DOI: 10.1134/S2304487X21010028

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Работа большинства систем диагностики электромеханического оборудования основана на регистрации и анализе сигналов вибрации и в отдельных случаях других сигналов. При этом востребованы методы обработки сигналов, обеспечивающие извлечение важной для постановки диагноза информации [1, 2]. МГК является мощным инструментом анализа временных рядов. Метод дает возможность построения подпространства, содержащего основную часть информации о состоянии оборудования с меньшим количеством шума, за счет чего обеспечивается классификация характеристик исправного и неисправного оборудования. Алгоритм обработки диагностических данных с использованием МГК описан в ряде работ [3–5] и предполагает следующие этапы обработки временного ряда:

- 1) преобразование временного ряда в траекторную матрицу;
- 2) получение ковариационной матрицы значений исправного сигнала;
- 3) сингулярное разложение ковариационной матрицы;
- 4) выбор двух главных компонент (ГК);
- 5) проецирование траекторных матриц исправного и неисправного состояния на выбранные главные компоненты — ГК1 и ГК2;
- 6) расчет расстояний между центрами проекций исправного и неисправного состояний.

Аналогичные преобразования предусмотрены для обработки медицинских и финансовых данных, при этом исследованы особенности указанного алгоритма с точки зрения требования к характеристикам обрабатываемой выборки и параметрам МГК [6, 7]. Широкое применение МГК в системах диагностики затрудняется отсутствием

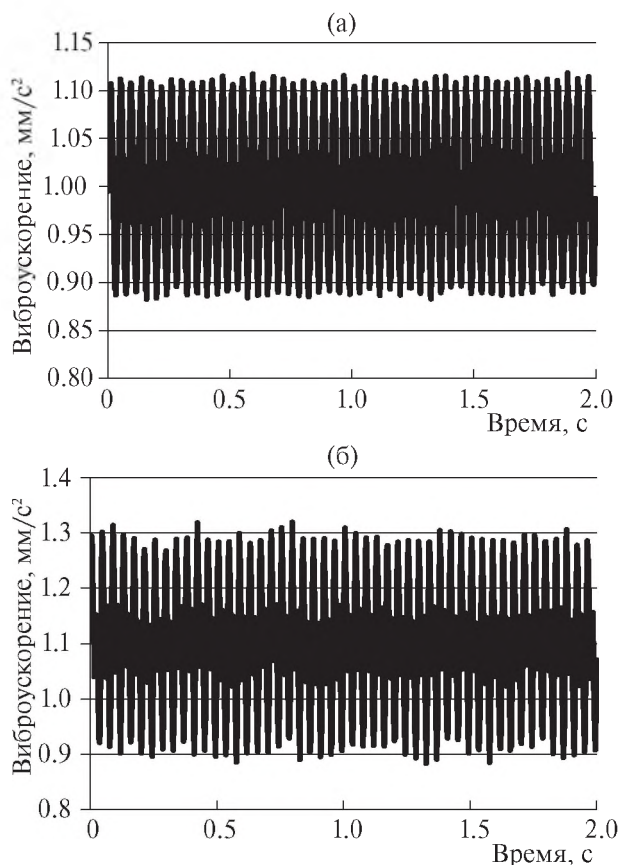


Рис. 1. Моделируемые сигналы. а – исправного состояния, б – неисправного.

рекомендаций по длине временного ряда, частоте дискретизации, длине окна, что сказывается на достоверности результатов. В настоящей работе обоснован выбор соответствующих параметров, обеспечивающий достоверные результаты обработки.

## 2. ГЕНЕРИРОВАНИЕ ТЕСТОВЫХ СИГНАЛОВ

Для оценки влияния параметров временного ряда на результат применения МГК были сгенерированы квазигармонические дискретные сигналы, отражающие особенности сигнала вибрации, формирующегося в процессе работы электромеханического оборудования, например, задвижки с асинхронным двигателем.

При моделировании тестового сигнала учтены следующие особенности, которые отличают диагностический сигнал исправного состояния от сигнала оборудования с механическим дефектом привода [8]:

- 1) повышение уровня шума;
- 2) рост амплитуд постоянных и гармонических составляющих;
- 3) появление высших гармоник;
- 4) модуляция основных составляющих.

Модель сигнала исправного состояния:

$$A(t) = DC_1 + A_{H1}\sin\omega_H t + \delta_1(t), \quad (1)$$

где  $DC_1 = 1$  – постоянная составляющая,  $A_{H1} = 0.1$  – амплитуда гармонической составляющей,  $\omega_H = 2\pi f_H$  – круговая частота, соответствующая вращению вала двигателя ( $f_H = 24$  Гц),  $\delta_1 = 0.01$  – максимальное значение случайной составляющей.

Модель сигнала неисправного состояния:

$$A(t) = DC_2 + (1 + A_{M1}\sin\omega_{M1}t)A_{H1}\sin\omega_H t + (1 + A_{M2}\sin\omega_{M2}t)A_{H2}\sin 2\omega_H t + \delta_2(t), \quad (2)$$

где  $DC_2 = 1.1$  – постоянная составляющая,  $A_{H1}$  – в данном случае амплитуда первой гармонической составляющей,  $A_{H2} = 0.01$  – амплитуда второй гармонической составляющей,  $A_{M1} = A_{M2} = 0.01$  – амплитуды модулирующей составляющей при первой гармонике;  $\omega_M = 2\pi f_M$  – круговая частота, соответствующая вращению дефектной детали (попаданию дефекта в зону контакта  $f_M = 5$  Гц),  $\delta_2 = 0.02$  – максимальное значение случайной составляющей. Временные реализации моделируемых сигналов представлены на рис. 1.

К сгенерированным временным рядам применялся известный алгоритм [3–5], в результате которого вычислялись расстояния между проекциями в координатах ГК1 и ГК2. Проведено три серии экспериментов, в процессе которых оценивалось расстояние между центрами проекций исправного и неисправного состояний (рис. 2). В соответствии с условиями экспериментов менялись следующие параметры:

- 1) число строк траекторной матрицы;
- 2) объем выборки (число дискретных отсчетов сигнала);
- 3) частота дискретизации.

В процессе эксперимента другие два параметра не менялись. Каждый эксперимент включал 25 опытов. Поскольку параметры расчета меняют масштаб осей, в которых представляются проекции, то для объективности оценок в качестве результатов эксперимента рассмотрены относительные расстояния:

$$R = r/R_0, \quad (3)$$

где  $r$  – евклидово расстояние между центрами проекций;  $R_0$  – евклидово расстояние до центра проекции исправного состояния.

## 3. ТРЕБОВАНИЕ К ЭРГОДИЧНОСТИ ПРОЦЕССА

Прежде чем приступить к обработке временных рядов целесообразно проверить эргодичность выборок, сгенерированных в соответствии

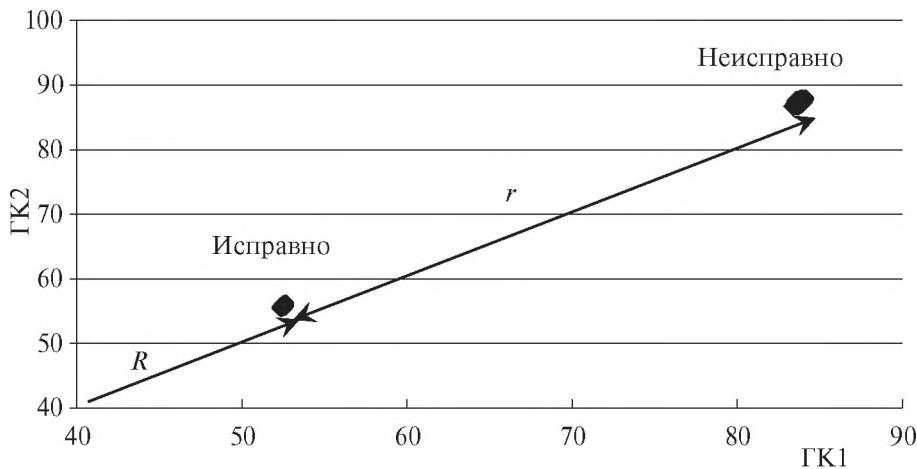


Рис. 2. Моделируемые сигналы. Результаты проецирования.

с закономерностями (1) и (2) [9]. Свойство эргодичности позволяет рассматривать фрагмент временного ряда как часть генеральной совокупности и обеспечивает достоверность результатов численных экспериментов.

Для проверки свойства эргодичности использовано свойство автокорреляционной функции принимать стационарные значения, когда ее сдвиг покрывает выборку, обладающую свойствами генеральной совокупности [9]. Для получения автокорреляционной функции к дискретизированным сигналам (1) и (2) применялось преобразование:

$$\Psi(n) = \sum_0^N A_j A_{j-n}, \quad (4)$$

где  $N$  — объем выборки,  $A_j$  — дискретная функция определенная на  $j$  отсчетах,  $A_{j-n}$  — ее копия смещенная на  $n$  отсчетов.

Результат представлен на рис. 3. Как показывает рисунок, начиная с числа отсчетов выше 200 функция приобретает стационарный периодический характер, то есть планируемые численные эксперименты целесообразно проводить на выборке не менее 200 отсчетов.

#### 4. ОБОСНОВАНИЕ ДЛИНЫ ОКНА

В соответствии с алгоритмом метода [3–5] многомерность исследуемых данных обеспечивается процедурой ганкелизации. Ганкелева матрица для дискретного сигнала вибрации  $A_j$  ( $j = 1, 2, \dots, N$ ) может быть получена с помощью скользящего окна длиной  $m$  следующим образом:

$$[A] = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \dots & x_N \end{bmatrix},$$

где  $N = m + n - 1$ .

Выбор числа столбцов матрицы  $n$  произволен, в рамках решения практических задач [6] рекомендуется принять  $n = N/2$ . Эта рекомендация подтверждается опытом, выполненным авторами в данной работе, включающим проведение двадцати пяти экспериментов. В соответствии с условиями опыта, зафиксировав объем выборки  $N = 3000$  и частоту дискретизации  $f = 1000$  Гц, меняли длину окна  $M$  от 300 до 2900 значений. Первый опыт продемонстрировал, что чувствительность МГК к моделируемому состоянию существенно зависит от выбора числа строк: расстояние между кластерами исследуемых данных возрастает и достигает максимума при значении соответствующем длине выборки (рис. 4), после чего резко падает (выбор числа строк более 1500 не корректен с математической точки зрения).

Первый опыт подтверждает, что при решении практических задач целесообразно задавать число строк матрицы близкое к  $N/2$ .

#### 5. ТРЕБОВАНИЯ К ХАРАКТЕРИСТИКАМ ВЫБОРКИ

Следующие два опыта были направлены на определение оптимальных объема выборки и частоты дискретизации. Очевидно, наибольший объем и наибольшая частота, допускаемые модулем обработки, обеспечат наибольшую точность.

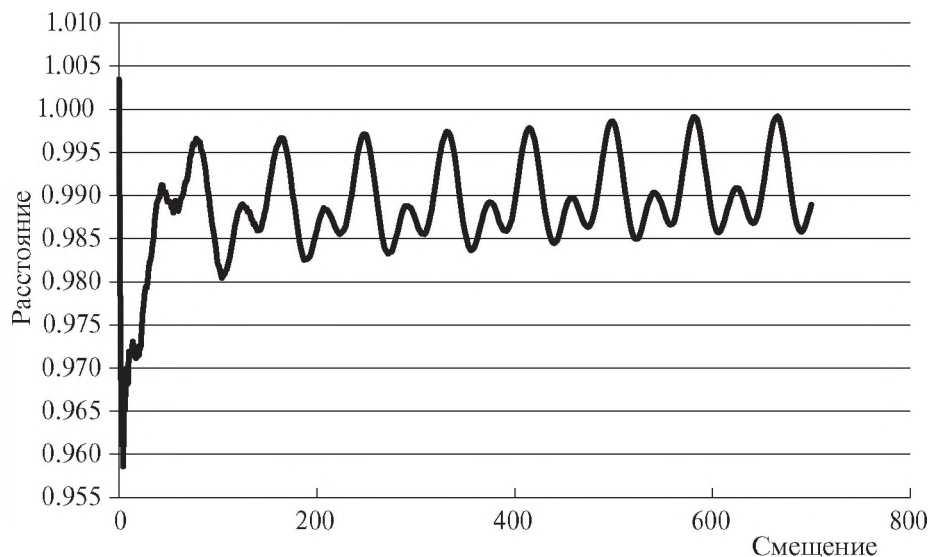


Рис. 3. Автокорреляционная функция моделируемого сигнала неисправного состояния.

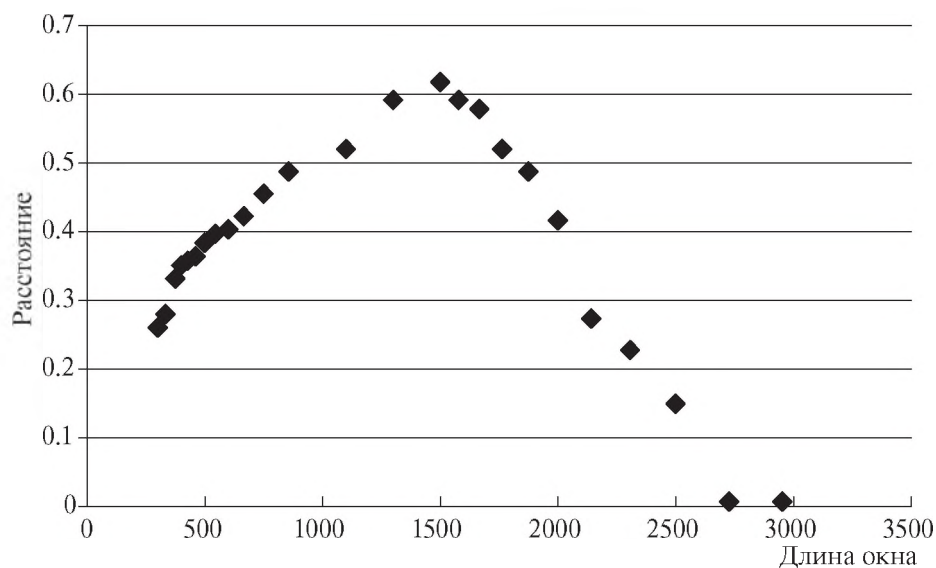


Рис. 4. Изменение расстояния при увеличении длины окна.

Однако следует руководствоваться соображениями экономии времени и вычислительных ресурсов.

В рамках следующего опыта, зафиксировав частоту дискретизации  $f = 1000$  Гц и длину окна  $M = 1500$ , меняли объем выборки  $N$  от 1000 до 3000. Данный опыт показал чувствительность метода к объему выборки до  $N = 2000$ , и его нечувствительность при большем объеме выборки (рис. 5). Поэтому на практике можно ограничиться  $N = 2000$ – $3000$ , дальнейшее наращивание выборки не повлияет на точность, но увеличит затраты вычислительных ресурсов.

В последнем опыте фиксировалось число значений  $N = 2000$  и длина окна  $M = 1500$  и менялась частота дискретизации от 200 до 1600 Гц. Будем считать, что достоверный результат достигается, когда колебания вычисленного расстояния не превышают  $\pm 15\%$ . В этом случае частота дискретизации от 1000 Гц обеспечивает достоверность расчетов (рис. 6).

Требования к необходимому объему выборки, частоте дискретизации, а также к длине окна, обоснованные для тестовых сигналов, должны распространяться на обработку сигналов вибра-

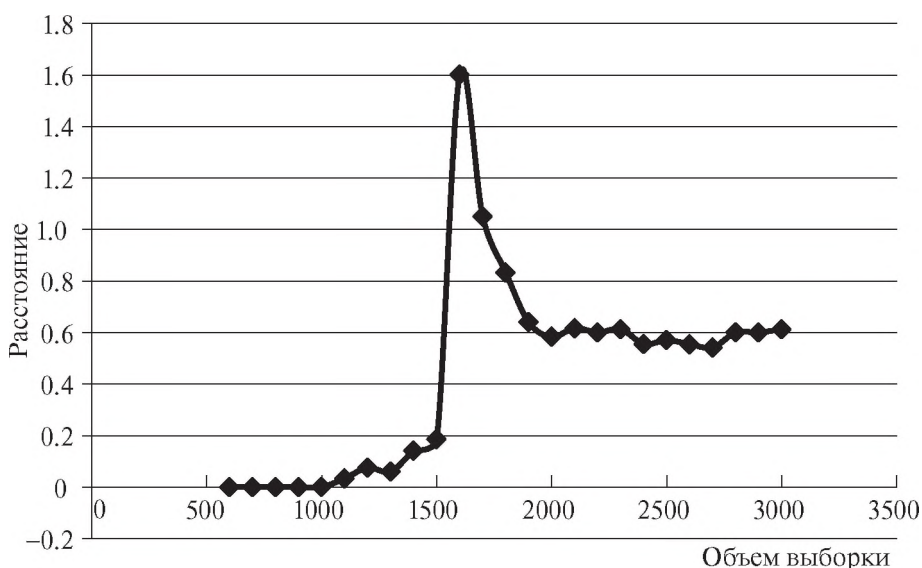


Рис. 5. Изменение расстояния при увеличении объема выборки.

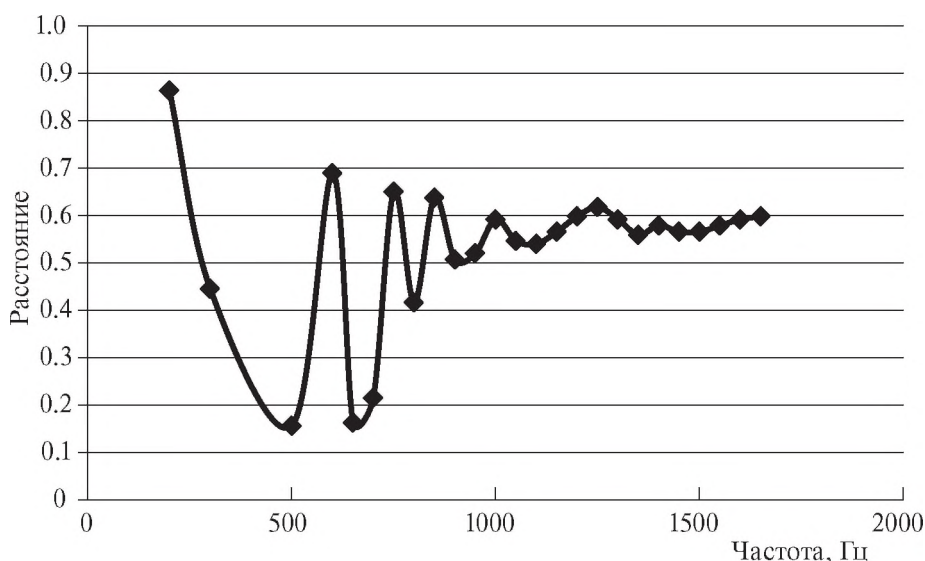


Рис. 6. Изменение расстояния при увеличении частоты дискретизации.

ции, зарегистрированных при работе электро-механического оборудования.

## 6. ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ ВИБРАЦИИ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ

Для апробации алгоритма, дополненного требованиями к необходимому объему выборки, частоте дискретизации, а также к длине окна, реализованы натурные эксперименты. Эксперимент

проводился с использованием стенда, представляющего собой вал, вращающийся в подшипниках. Стенд включает набор исправных подшипников и подшипников с известными дефектами. В рамках эксперимента регистрировались сигналы вибрации (рис. 7).

Сигналы вибрации подверглись тем же преобразованиям, что и тестовые сигналы. Результаты проецирования (рис. 8) представляют собой два кластера. Кластеры, в отличие от исходных дан-

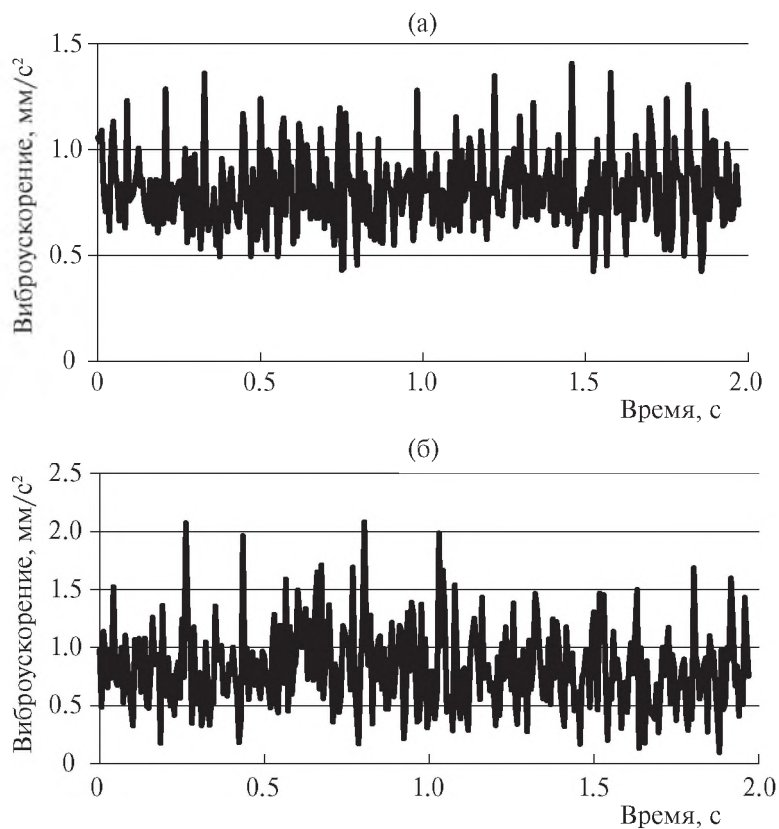


Рис. 7. Сигналы вибрации. а – исправного подшипника, б – с дефектом внутреннего кольца.

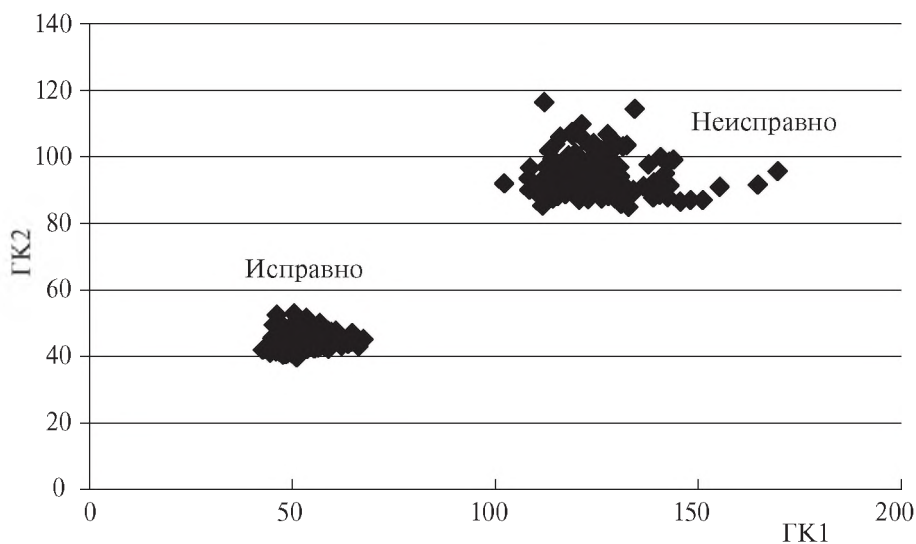


Рис. 8. Сигналы вибрации подшипников. Результаты проецирования.

ных, не совпадают, что исключает вероятность ошибок диагностирования.

Таким образом, апробация алгоритма, дополненного требованиями к необходимому объему

выборки, частоте дискретизации, а также к длине окна, продемонстрировала эффективность предлагаемого подхода при обработке реальных диагностических данных.

## 7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате работы установлены параметры обработки диагностических сигналов с использованием МГК. Путем численного моделирования обоснована возможность использования МГК при определении технического состояния оборудования. Определены требования к характеристикам обрабатываемой выборки, такие как необходимый объем и частота дискретизации; разработаны рекомендации по выбору длины окна МГК. Продемонстрирована эффективность предлагаемого подхода с учетом разработанных рекомендаций при обработке, как результатов численного моделирования, так и реальных диагностических данных.

Таким образом, разработка требований к характеристикам обрабатываемой выборки и параметрам МГК направлена на реализацию данного метода в системах вибродиагностики. Перспективным направлением представляется разработка соответствующих рекомендаций для обработки диагностических сигналов тока, ультразвука и др., которая обеспечит широкое внедрение эффективного метода анализа данных в практику технического диагностирования.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Пугачева О.Ю., Подрезов Н.Н., Никифоров В.Н. Информационное обеспечение ремонтных технологий тепломеханического оборудования АЭС / Современные технологии, оборудование, техническое оснащение и подготовка персонала для ремонтных работ в атомной энергетике: материалы конференции. Нововоронеж, 2013. С. 87–90.
2. Василенко С.В., Елжов Ю.Н., Никифоров В.Н., Пугачева О.Ю. Методическое обеспечение процесса диагностики вращающихся электроприводных механизмов / Электротехнические комплексы и системы управления. 2014. № 4. С. 33–36.
3. Golafshan R., Sanliturk K.Y. SVD and Hankel matrix based de-noising approach for ball bearing fault detection and its assessment using artificial faults. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2016. V. 70–71. P. 36–50.
4. Al Bugharbee H., Trendafilova I. A methodology for fault detection in rolling element bearings using singular spectrum analysis. *International Conference on Engineering Vibration 2017 (ICoEV 2017)*. Sofia, Bulgaria, 4–7 September 2017. Available at: <https://strathprints.strath.ac.uk/62663> (accessed 29.01.2021).
5. Abidova E.A., Chernov A.V., Lapkis A.A. Bearing defects diagnostics using the principal components analysis. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Volume 680, XV International Scientific-Technical Conference “Dynamics of Technical Systems”. Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation, 11–13 September 2019, <https://doi.org/10.1088/1757-899X/680/1/012005>.
6. Леонтьева Н.Л. Многомерная гусеница, выбор длины и числа компонент гусеницы / Машинное обучение и анализ данных. 2013. Т. 1. № 5. С. 5–15.
7. Golyandina N., Zhigljavsky A. *Singular Spectrum Analysis for Time Series*. Springer, 2013, <https://doi.org/10.1007/978-3-642-34913-3>
8. Барков А.В., Баркова Н.А., Борисов А.А. Вибрационная диагностика электрических машин в установившихся режимах работы: методические указания. Санкт-Петербург: Северо-Западный учебный центр, 2006.
9. Боровков А.А. Эргодичность и устойчивость случайных процессов. Москва: Эдиториал УРСС, 1999. 440 с.

---

Vestnik Natsional'nogo issledovatel'skogo yadernogo universiteta “MIFI”, 2021, vol. 10, no. 1, pp. 85–92

---

## Features of the Application of the Principal Component Method to Process Diagnostic Signals of Electromechanical Equipment

E. A. Abidova<sup>a</sup>, A. E. Dembitsky<sup>a</sup>, A. A. Lapkis<sup>a, #</sup>, and N. A. Simakova<sup>a</sup>

<sup>a</sup> Volgodonsk Engineering–Technical Institute, National Research Nuclear University MEPhI (Moscow Engineering Physics Institute), Volgodonsk, Rostov-on-Don oblast, 347360 Russia

<sup>#</sup>e-mail: [aalapkis@mephi.ru](mailto:aalapkis@mephi.ru)

Received January 30, 2021; revised February 13, 2021; accepted February 24, 2021

**Abstract**—The application features of the principal component analysis (PCA) in problems of electromechanical equipment diagnostics are studied. The sequence of analysis of diagnostic data presented in the form of time series is described by constructing a time series trajectory matrix followed by its singular value decomposition. The task is to determine the parameters of the PCA, which will provide the best depth of equipment diagnostics with the reduction of the probabilities of errors of the first and second kinds. To solve the problem, ergodic test signals of vibration of a rotating mechanism are synthesized: serviceable and with a kinematic pair defect. The test signals are processed using PCA and represented in the principal component basis. It is shown that the selection of the sampling characteristics and the parameters of the PCA should be carried

out in such a way as to ensure the best separation of the serviceable and defective states of the examined mechanism in the principal component basis. The requirements for the required volume and sampling rate of the processed sample are justified. Recommendations on the choice of window length for the use of PCA have been developed. The effectiveness of the proposed approach is demonstrated by processing both synthetic and real signals. Using the example of vibration analysis of serviceable and defective bearings, it is shown that following the developed recommendations leads to a better separation of serviceable and defective states in the space of the principal components.

**Keywords:** diagnostics of electromechanical equipment, processing of diagnostic signals, principal component method

DOI: 10.1134/S2304487X21010028

## REFERENCES

1. Pugacheva O.Yu., Podrezov N.N., Nikiforov V.N. Informacionnoe obespechenie remontnyh tekhnologij teplomekhanicheskogo oborudovaniya AES. [Information support of repair technologies of thermal and mechanical equipment of nuclear power plants]. *Sovremennye tekhnologii, oborudovanie, tekhnicheskoe osnashchenie i podgotovka personala dlya remontnyh rabot v atomnoj energetike: materialy konferencii*. [Modern technologies, equipment, technical equipment and personnel training for repair work in the nuclear power industry: conference materials]. Novovoronezh, 2013, pp. 87–90. (in Russian)
2. Vasilenko S.V., Elzhov Yu.N., Nikiforov V.N., Pugacheva O.Yu. Metodicheskoe obespechenie processa diagnostiki vrashchayushchihsiya elektroprivodnyh mekhanizmov [Methodological support of the diagnostic process of rotating electric drive mechanisms]. *Elektrotekhnicheskie komplekсы i sistemy upravleniya*, 2014, no. 2, pp. 33–36. (in Russian)
3. Golafshan R., Sanliturk K.Y. SVD and Hankel matrix based de-noising approach for ball bearing fault detection and its assessment using artificial faults. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, vol. 70–71, pp. 36–50.
4. Al Bugharbee H., Trendafilova I. A methodology for fault detection in rolling element bearings using singular spectrum analysis. *International Conference on Engineering Vibration 2017 (ICoEV 2017)*. Sofia, Bulgaria, 4–7 September 2017. Available at: <https://strathprints.strath.ac.uk/62663> (accessed 29.01.2021)
5. Abidova E.A., Chernov A.V., Lapkis A.A. Bearing defects diagnostics using the principal components analysis. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 680, XV International Scientific-Technical Conference “Dynamics of Technical Systems”*. Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation, 11–13 September 2019, doi: 10.1088/1757-899X/680/1/012005
6. Leont'eva N.L. Mnogomernaya gusenica, vybor dliny i chisla komponent gusenicy [Multi-dimensional track, selecting the length and number of track components] *Mashinnoe obuchenie i analiz dannyh*, 2013, vol. 1, no. 5, pp. 5–15.
7. Golyandina N., Zhigljavsky A. *Singular Spectrum Analysis for Time Series*. Springer, 2013, doi: 10.1007/978-3-642-34913-3
8. Barkov A.V., Barkova N.A., Borisov A.A. *Vibracionnaya diagnostika elektricheskikh mashin v ustano-vivshihsiya rezhimakh raboty: metodicheskie ukazaniya* [Vibration diagnostics of electric machines in steady-state operating modes: guidelines]. Saint Petersburg, Severo-Zapadnyy uchebnyy centr, 2006. (in Russian)
9. Borovkov A. *Ergodichnost' i ustojchivost' sluchajnyh processov* [Ergodicity and stability of random processes] Moscow, Editorial URSS, 1999. p 440. (in Russian)