

АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ В ЗАДАЧЕ УПРАВЛЕНИЯ СОСТОЯНИЕМ ОБОРУДОВАНИЯ

Системы диагностики, внедренные на многих промышленных объектах, предназначены для своевременного обнаружения дефектов и тем самым предотвращения внезапных отказов с последующим простоем оборудования, сопровождающимся экономическими убытками. В основе работы большинства систем диагностики лежит принятие решения об исправности или неисправности объекта на основании сравнения диагностических параметров с пороговыми значениями. Проблемой такого подхода является то, что выход за установленные пределы фиксируется уже после того, как оборудование потеряло ремонтпригодность или требует сложного дорогостоящего ремонта. В связи с этим ставится цель раннего и достоверного обнаружения дефектов электромеханического оборудования. Цель достигается путем разработки алгоритма обнаружения начала отклонения во временном ряде, состоящем из последовательно зарегистрированных диагностических параметров. Алгоритм базируется на последовательном применении анализа сингулярного спектра и позволяет не только своевременно выявлять отклонения, но и оценивать вероятность ошибки принятия решения. Алгоритм обработки данных исследован на наборах данных, сгенерированных в соответствии с заданными законами изменения. Также на реальном наборе диагностических данных продемонстрирована возможность своевременного и достоверного обнаружения дефектов. Внедрение алгоритма при управлении состоянием оборудования будет способствовать повышению безопасности и экономичности производственных объектов.

Ключевые слова: система диагностики, вибрационный контроль, обнаружение точек изменения, управление состоянием, ошибки принятия решения, сингулярный спектральный анализ.

1. Введение. Системы диагностики внедрены на многих промышленных производствах [1–3]. Стационарные и переносные системы, выполняющие регистрацию, хранение и обработку данных, отличаются видом измеряемой информации и подходами к ее обработке. В большинстве систем регистрируется сигнал вибрации, который подвергается частотной или статистической обработке. Применение частотных методов [4] требует регистрации сигнала с высокой частотой, что легко выполняется в переносных системах, но с трудом реализуется в стационарных, учитывая продолжительность регистрации и ограниченный объем памяти системы. В большинстве стационарных систем предусмотрено вычисление и сохранение среднеквадратического значения (СКЗ). В этом случае решение о неисправности объекта принимается на основании превышения в течение заданного периода СКЗ вибрации порогового значения, т.е. реализуется функциональная схема на рис. 1 [5]. Пороговые значения обычно выбираются исходя из нормативных документов [6, 7]. Однако известны случаи [1], когда

выход за установленные пределы фиксируется уже после того, как оборудование потеряло ремонтпригодность или требует сложного ремонта.

Таким образом, решение проблемы снижения частоты отказов, простоев оборудования и связанных с этими явлениями экономических последствий [8, 9] требует обнаружения дефектов электромеханического оборудования ранее достижения данным оборудованием предельного либо опасного состояния с высокой вероятностью отказа. Для разработки эффективных систем диагностики электромеханического оборудования представляется перспективным использование вероятностно-статистических методов принятия решения [10–12].

Несмотря на огромный опыт эксплуатации систем мониторинга технического состояния оборудования [1–4, 8–12], разработчики сталкиваются с такими проблемами, как:

- сложность аналитического описания процессов деградации;
- отсутствие информации о проявлении дефектов в диагностических параметрах;



Рис. 1. Функциональная схема управления состоянием объекта

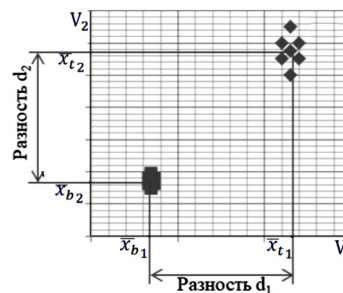


Рис. 2. Координаты векторов, соответствующих исправному и тестируемому состоянию в эталонном базисе

— недостаточность информации для обоснования норм диагностических параметров.

Решение данных проблем требуют материальных и временных ресурсов. Существующие системы диагностики сложного механического оборудования нуждаются в постоянной перенастройке, при этом остаются малоэффективными для раннего обнаружения дефектов. При разработке систем диагностики внедрение методов, которые требуют для своей реализации только минимальных априорных сведений о параметрах нормальной эксплуатации оборудования, представляется перспективным направлением. Методы выявления отклонений на основе анализа структуры временных рядов [13–15] в сфере технической диагностики представляют относительно новизну.

2. Метод раннего обнаружения изменений во временных рядах

2.1. Идея метода. Существуют различные подходы к определению момента, начиная с которого временной ряд приобретает другие характеристики. Наиболее широкое распространение получил метод кумулятивных сумм [13]. Последний хорошо себя зарекомендовал для анализа временных рядов простой структуры. Временные ряды диагностических параметров часто имеют сложную структуру, изменение которой свидетельствует об ухудшении состояния [14]. Поэтому используется метод сингулярного спектрального анализа (ССА), позволяющий разложить исходный временной ряд на трендовые, периодические и шумовые составляющие. Основная идея обнаружения заключается в разложении выборок временного ряда с получением сингулярного базиса, соответствующего заведомо исправному состоянию. Данный базис является эталонным, на него впоследствии проектируются данные исправного и тестируемого состояний. В основу обнаружения ложится гипотеза о том, что проекции выборок исправного состояния в эталонном базисе лежат близко друг к другу, а различия проекций случайны, распределены около нуля по закону, близкому к нормальному. Отклонение состояния проявляется в том, что проекции выборок в эталонном базисе удаляются от проекций исправного состояния настолько, что их разности выходят за пределы нормативного интервала (рис. 2). Для упрощения сравниваются не все проекции, а их средние значения.

2.2. Метод последовательного применения ССА. Получение базовой матрицы. Основная идея ССА заключается в выполнении сингулярного разложения траекторной матрицы, полученной из исходного временного ряда. Пусть x_1, x_2, \dots, x_N — временной ряд, соответствующий исправному состоянию. Нужно выбрать m ($m \leq N/2$) — некоторое

целое число, называемое «задержкой», и пусть $n = N - m + 1$. Тогда возможно определение траекторной матрицы:

$$X_b = (x_{ij})_{i,j=1}^{m,n} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & & x_N \end{pmatrix}. \quad (1)$$

С точки зрения теории матриц, X_b — ганкелева матрица. Поскольку с её помощью получают базовые характеристики, назовем её базовой.

Согласно алгоритму метода ССА, матрица X_b преобразуется в матрицу ковариации C .

Следующий шаг — разложение по сингулярным значениям. Матрица $[C]$ может быть разложена на произведение трех матриц: $[U]$ ортогональная матрица, $[S]$ диагональная матрица и $[V]^T$ транспонирование ортогональной матрицы $[U]$. Иначе говоря, ковариационная матрица может быть представлена в виде:

$$[C]_{m \times m} = [U]_{m \times m} [S]_{m \times m} [V]^T_{m \times m} \quad (2)$$

где $U^T U = 1$ и $V^T V = 1$; S — диагональная матрица, содержащая квадратные корни из собственных значений $C^T C$. Пусть V_i — собственные векторы матрицы $C^T C$ (главные компоненты, формирующие эталонный базис).

Очередным шагом должно стать разделение компонент на статистически значимые «сильные» и другие «слабые» [15]. Однако в настоящей интерпретации метода предлагается для исключения потери в точности не выполнять разделение и использовать все компоненты разложения. При необходимости по проекциям на главные компоненты может быть восстановлена и матрица, характеризующая составляющие, вносящие статистически наибольший вклад в формирование исходного ряда. Однако в настоящей интерпретации мы ограничиваемся получением проекций ганкелевой матрицы на базис

$$[\hat{X}] = [X_b][V]. \quad (3)$$

Матрица $[\hat{X}]$ состоит из векторов $[\hat{X}] = \{x_{bi1}, x_{bi2}, \dots, x_{bim}\}$. Для координат каждого вектора вычисляется среднеарифметическое значение:

$$\bar{x}_{bi} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{bij}. \quad (4)$$

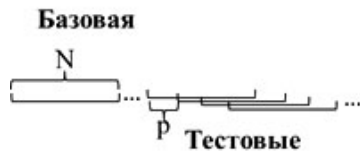


Рис. 3. Разделение временного ряда на выборки

Значения, вычисленные по формуле 4, сравниваются с аналогично полученными значениями последующих реализаций временного ряда для обнаружения изменения.

Получение тестовой матрицы. Чтобы сделать алгоритм обнаружения изменения последовательным, мы будем применять ССА к траекторным матрицам, вычисленным на интервале $[k \cdot p + 1, k \cdot p + N]$ длины N :

$$X_t = \begin{pmatrix} X_{k \cdot p + 1} & X_{k \cdot p + 2} \cdots & X_{k \cdot p + n} \\ X_{k \cdot p + 2} & X_{k \cdot p + 3} \cdots & X_{k \cdot p + n + 1} \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ X_{k \cdot p + m} & X_{k \cdot p + m + 1} \cdots & X_{k \cdot p + N} \end{pmatrix}, \quad (5)$$

здесь k — номер итерации, p — сдвиг скользящего окна.

Схема разделения ряда на выборки представлена на рис. 3. Тестовая матрица конструируется таким образом, чтобы она могла содержать значения до и после отклонений.

Рекомендуется выбирать $p \leq m$. Слишком малое p приведет к очень плавной реакции на изменение механизма генерации временного ряда, а слишком большое — к запаздыванию реакции на изменение.

Предварительный анализ параметров исправного состояния проводится с целью изучения поведения параметров исправного состояния в базовом пространстве, которое может отличаться для различного вида оборудования, режимов работы, регистрирующих приборов и других факторов. Параметры заведомо исправного состояния, начиная с $k \cdot p > N$, преобразуют в тестовые матрицы вида (5) и проецируют на эталонный базис. Для координат каждого вектора вычисляется среднеарифметическое значение:

$$\bar{x}_{ti} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{tij}. \quad (6)$$

Если состояние оборудование (а следовательно, и механизм генерации) не меняется, то пары значений $(\bar{x}_{ti}; \bar{x}_{bi})$ близки друг к другу, а разности разделены около 0:

$$d_i = \bar{x}_{ti} - \bar{x}_{bi}. \quad (7)$$

В результате анализа K тестовых выборок, получается $K \cdot m$ разностей, объединив которые можно получить среднеквадратичное отклонение:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{K \cdot m} (d_i - \bar{d})^2}{K \cdot m}}. \quad (8)$$

Если принять гипотезу о нормальном распределении d_i , то практически все значения (99,73 %) из этой группы входят в интервал $\pm 3\sigma$. В рамках на-

стоящей работы используется граничное значение $h = \sigma$.

Обнаружение точек изменения. Предлагаемый алгоритм обнаружения точки перехода основан на наблюдении, что если в определенный момент времени T механизм генерации изменится, то следует ожидать увеличения расстояния в m -мерном пространстве между значениями $\{\bar{x}_{bi}\}$ и $\{\bar{x}_{ti}\}$.

Гипотезу, что отклонения механизма генерации временного ряда не произошло, обозначим H_0 , а противоположную H_1 . С момента возникновения отклонения можно оценить вероятность ошибки типа II (вероятность пропуска отклонения):

$$\alpha_{11} = P\{\text{принять } H_0 | H_1\} = \frac{q}{N}, \quad (9)$$

где q — число значений из массива $\{d_i\}$, полученных в результате обработки тестовой выборки на интервале $[k \cdot p + 1, k \cdot p + N]$, оказавшихся меньше порога h . В случае снижения вероятности пропуска отклонения ниже допустимого значения $P_{\text{доп}}$ можно зафиксировать момент обнаружения:

$$T = (k \cdot p + N) f_{\text{дискр}}, \quad (10)$$

где $f_{\text{дискр}}$ — частота дискретизации. В момент T должно автоматически формироваться оповещение оператора об отклонении в работе объекта, после чего он обязан принять меры по сохранению его работоспособности.

Таким образом, метод ССА применительно к временному ряду выделяет столько трендов, сколько отсчетов попадает в окно ганкелизации. Чтобы избежать субъективного выбора трендов предлагается наблюдение за всеми ними и сигнализация несоответствия трендов в базовой и тестовой выборках.

3. Алгоритм обработки данных

3.1. Предварительный анализ. Алгоритм предполагает предварительный анализ выборок диагностического параметра с целью установления доверительного интервала $\pm h$. Рекомендуется на заведомо исправном оборудовании установить, в каких пределах могут изменяться расстояния $\{d_i\}$. Для этого целесообразно регистрировать базовую выборку объемом N (1000–2000) и данные для тестовых выборок объемом не менее $2N$. Из второй группы данных получить тестовые выборки длиной N со сдвигом $p \leq N$ (20–500). Описанная схема рекомендуется для обработки результатов регистрации СКЗ диагностических сигналов оборудования, работающего с неизменной частотой вращения и постоянной нагрузкой [1].

Базовую и первую тестовую выборки требуется преобразовать в ганкелевы траекторные матрицы размерностью $m \times n$ (рекомендуется $m = n = N/2$). Первую матрицу преобразовать в матрицу ковариации. Матрицу ковариации подвергнуть сингулярному разложению и получить эталонный базис. Получить проекции первой и второй матрицы на эталонный базис. Вычислить средние значения (центры) проекций координат вдоль каждого направления. Получить разности между центрами двух наборов данных $\{d_i\}$, $i \in (n + 1) \dots 2n$. С использованием следующей тестовой выборки дополнить $\{d_i\}$ расстояниями $i \in (n + 1) \dots 2n$. Аналогично получить расстояния от проекций первой выборки до проекций последующих выборок. Таким образом, получив закон распределения разностей, воз-

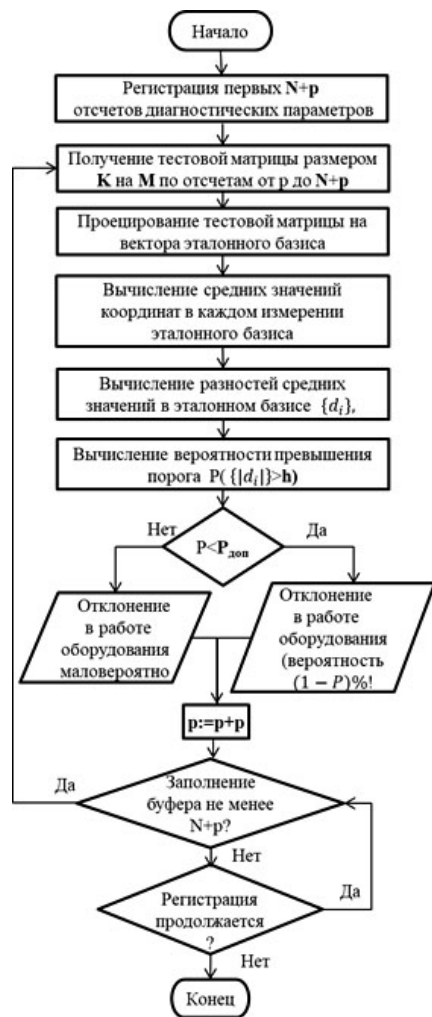


Рис. 4. Алгоритм обработки данных и поддержки принятия решений

можно получить среднеквадратичное отклонение расстояний проекций и доверительный интервал, либо каким-то иным способом обосновать порог $\pm h$. Результатом анализа параметров заведомо исправного оборудования также являются эталонный базис и координаты центров проекций базовой выборки в нем. Эти данные нужны для реализации алгоритма обработки данных. Для оборудования, работающего в различных режимах, требуется анализ выборок во всех режимах.

3.2. Алгоритм обработки информации для принятия решения. При эксплуатации объекта реализуется алгоритм, представленный на рис. 4. Регистрируют объем данных $N + p$. В результате преобразований получается массив разностей меж-

ду базовыми и тестовыми данными $\{d_i\}$. Предполагается, что если оборудование исправно, то $\{d_i\}$ должны укладываться в интервал $\pm h$. Если из n значений некоторое количество \tilde{n} в интервал не укладывается, то можно оценить вероятность $P = \frac{\tilde{n}}{n}$,

которая сопоставляется с заранее выбранным допустимым значением $P_{\text{доп}}$. В зависимости от соответствия допустимому значению оператор получает сообщение об отсутствии или наличии отклонения. Далее данные анализируются по мере заполнения буфера.

Следует отметить, что описанный алгоритм — один из вариантов последовательности действий для предоставления оператору данных, важных для управления состоянием объекта. Например, можно в зависимости от значения P предложить несколько уровней оповещения.

4. Численный эксперимент. Для демонстрации возможности принятия своевременного и обоснованного решения на основании анализа временных рядов проводилось пять серий численных экспериментов [15]. Для этого генерировались и объединялись во временной ряд две выборки, распределенные по нормальному закону с одинаковой дисперсией, при этом математические ожидания вторых выборок последовательно в различных сериях отличаются от математического ожидания первой на 2, 5, 8, 15 и 20 % (ступенчатое возмущение). Пример анализируемого временного ряда представлен на рис. 5. Выдвигается гипотеза, что если механизм генерации временного ряда меняется, то увеличиваются расстояния между проекциями выборок в эталонном базисе. Целью эксперимента была оценка времени от начала изменения данных до его обнаружения.

Первоначально анализу, описанному в параграфе 2.1, подвергались выборки из первой части данных, сформированные в соответствии со схемой на рис. 3 ($N = 1000$, $p = 100$, $m = n = 500$). Результатом является распределение разностей (рис. 6), которое показывает, что когда нет изменений в процессе, $\{d_i\}$ распределены около 0; большая часть выборки лежит внутри нормативного интервала $\pm 0,19$.

Данные, начиная с двухтысячного отсчета, подвергались обработке согласно алгоритму, представленному на рис. 4.

Результаты представлены на рис. 7. До начала изменения данных проекции отличались мало, и $\{d_i\}$ с вероятностью более 90 % соответствовали первым реализациям. Включение в тестовую выборку первых $p = 100$ отсчетов, начиная от момента сбоя, привело к явной реакции проекций (кроме первой серии с разницей матожиданий 2 %), их

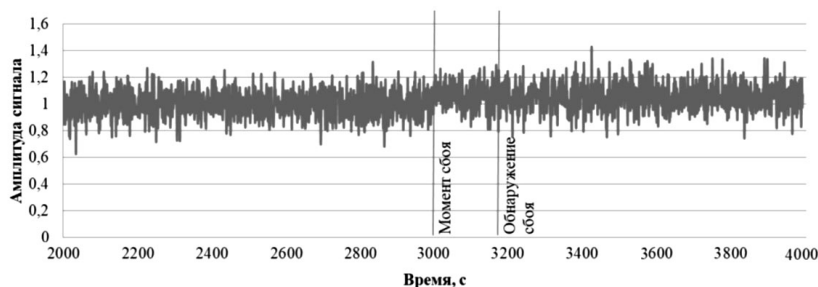


Рис. 5. Пример данных: среднее значение после сбоя повышается на 5 %

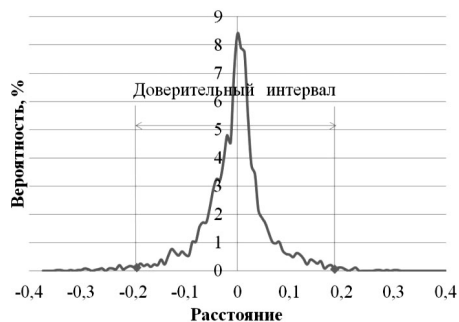


Рис. 6. Распределение разностей центров, когда нет изменений в процессе

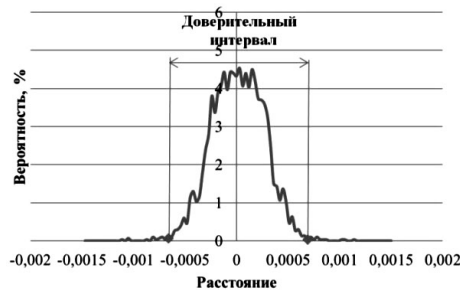


Рис. 9. Распределение разностей центров, до 30000 с

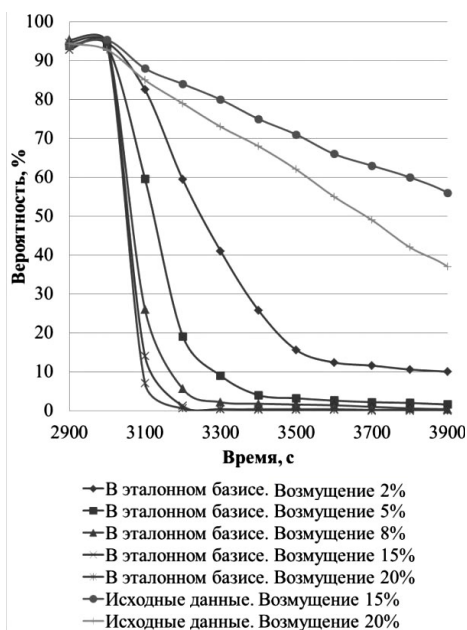


Рис. 7. Вероятность соответствия данных после возмущения исходным данным

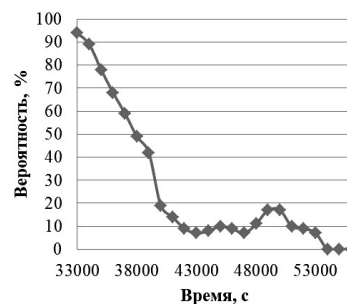


Рис. 10. Вероятность соответствия параметрам нормальной эксплуатации

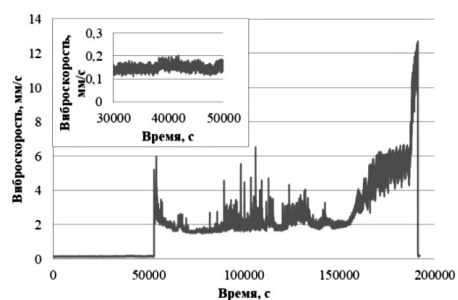


Рис. 8. СКЗ виброскорости на крышке подшипника насоса 8НДВ-Х

средние значения сместились за границы доверительного интервала. Если принять порог $P_{доп} = 50\%$, то возмущение 8, 15, 20 % обнаруживается через 100 секунд, меньшие возмущения — через 200. В соответствующие моменты оператор может получить сообщение и имеет возможность принять обоснованное решение для предотвращения отказа.

Для сравнения исходных данных предусмотрен нормативный интервал от 0,85 до 1,15. Исходные данные также сопоставлялись со своими более ранними реализациями. Как видно, при разнице математических ожиданий 15 и 20 % также снижались

вероятности попадания в нормативный интервал, но скорость снижения значительно меньше, чем у проекций. Решение, принятое на основании этой информации, может быть несвоевременным. Таким образом, показано более раннее и достоверное обнаружение за счет применения алгоритма обработки данных.

5. Апробация алгоритма на реальных данных.

Промышленный эксперимент заключался в анализе виброакустических параметров системы вибрационного контроля насоса 8НДВ-Х [1]. На подшипниковых опорах насоса установлены однокомпонентные датчики виброскорости AV04. Зарегистрированный сигнал буферизируется в течение 1 секунды, вычисляется его СКЗ и сравнивается с пороговым значением (4,5 мм/с). Применение частотных методов к анализируемому временному ряду невозможно. Архивные данные, полученные с помощью одного из датчиков, представлены на рис. 8. Это последние 55,5 часа работы оборудования до полного необратимого отказа. На четырнадцатом часу от начала архивной записи (53080 с) из-за дефекта подшипника проявилось явное отклонение состояния, которое привело к срабатыванию сигнализации системы диагностики. Однако в результате приработки значения СКЗ снизились, и сигнализацию отключили. Последующие сорок часов происходило развитие дефекта до потери работоспособности.

Обработка реальных архивных данных проводится с целью демонстрации возможности снабжения оператора системы диагностики более достоверной и своевременной информацией, чем предусмотрено существующей системой. В связи с этим рассматривается период «нормальной эксплуатации» — первые 50000 сохраненных значений. Начиная с сорокатысячного значения при увеличении масштаба можно наблюдать возмущение, похожее на ступенчатое. Проведен предварительный анализ данных до 30000 секунд. Учитывая ограни-



Рис. 11. Усовершенствованная функциональная схема управления состоянием объекта

ченность вычислительной мощности, данные были прорежены (из 10 отсчетов оставался один).

Выборки из первой части данных были сформированные в соответствии со схемой на рис. 3 ($N = 1000$, $p = 100$, $m = n = 500$). Результатом их обработки является распределение разностей (рис. 9), которое показывает, что, когда нет изменений в процессе, $\{d_i\}$ распределены около 0, большая часть выборки лежит внутри нормативного интервала $\pm 6,9 \cdot 10^{-4}$. Также результатом обработки является эталонный базис и координаты центров, соответствующие исправному состоянию.

Данные, зарегистрированные с тридцатитысячного отсчета, подвергались обработке согласно алгоритму, представленному на рис. 4. Результаты представлены на рис. 10. До 34000 с проекции отличались мало, и $\{d_i\}$ с вероятностью более 90 % соответствовали первым реализациям. Начиная с 34000 с наблюдается изменение проекций, которое в исходных данных незаметно. Если принять порог $P_{\text{доп}} = 50\%$, то в момент времени 38000 алгоритм формирует сообщение об отклонении. То есть информирование оператора об отклонении формируется минимум на 4,5 часа раньше, чем в исходном варианте системы. Таким образом, усовершенствованная система способствует своевременному принятию решения для предотвращения отказа.

6. Вывод. В статье рассматривается распространенный вариант системы диагностики, предполагающий классификацию состояния в соответствии с заданными порогами. Для снижения ошибок принятия решений предложено изменить схему управления состоянием объекта (рис. 1 и рис. 11). В отличие от практики обоснования пороговых значений параметров (что является комплексной проблемой) предлагается выявлять зарождающиеся дефекты на основании изменения структуры временных рядов. В качестве критерия изменения используется отклонение всех расстояний между всеми проекциями анализируемых выборок, которое рассматривается как интегральный показатель. К преимуществам описанного алгоритма следует отнести отсутствие необходимости анализа закономерности проявления разнообразных дефектов в диагностических параметрах сложного оборудования, что расширяет возможности его практического использования.

Алгоритм обработки исследован на наборах данных, сгенерированных в соответствии с заданными законами распределения. Также на реальном наборе диагностических данных продемонстрирована возможность своевременного обнаружения дефектов. Алгоритм может быть реализован в системах

диагностики широкого класса объектов (электроприводная арматура, электродвигатели, вентиляторы, насосы) при обработке не только сигналов вибрации, но и данных различной физической природы.

Для реализации алгоритма в том виде, в котором он описан, достаточно провести анализ параметров только исправного состояния. Накопление информации о поведении параметров под влиянием разных дефектов позволит его доработать для обеспечения конкретизации состояния. Внедрение систем, реализующих соответствующий алгоритм, совершенствование существующих систем будет способствовать повышению безотказности ремонтнопригодности оборудования.

Библиографический список

1. Василенко С. В., Елзов Ю. Н., Пугачева О. Ю. Автоматизированная система вибрационного контроля оборудования САЭС // Глобальная ядерная безопасность. 2015. № 3. С. 83–88. EDN: VHYASJ.
2. Костюков В. Н., Костюков А. В., Тарасов Е. В., Казарин Д. В. Автоматический мониторинг «здоровья» оборудования производственно-транспортного комплекса // В мире неразрушающего контроля. 2017. Т. 20, № 3. С. 19–22. DOI: 10.12737/article_599d831d51ecf3.31879009. EDN: ZRVXFN.
3. Костюков В. Н., Науменко А. П., Федоринов И. А., Золотарев В. Н. Опыт эксплуатации систем мониторинга технического состояния поршневых компрессоров в режиме реального времени // Компрессорная техника и пневматика. 2013. № 5. С. 4. EDN: RCSEVH.
4. Барков А. В. Возможности нового поколения систем мониторинга и диагностики // Металлург. 1998. № 11. URL: <https://masters.donntu.ru/2007/fema/belinskaya/library/a2/art2.htm> (дата обращения: 11.04.2024).
5. Вибрации в технике: справочник. В 6 т. Т. 5. Измерения и испытания / Ред. совет: В. Н. Челомей (пред., гл. ред.) [и др.]. Москва: Машиностроение, 1981. 496 с.
6. ГОСТ Р ИСО 20816-1-2021. Вибрация. Измерения вибрации и оценка вибрационного состояния машин. Часть 1. Общее руководство. Введ. 01–06–2022. Москва: Российский институт стандартизации, 2022. 30 с.
7. ГОСТ 32106-2013. Контроль состояния и диагностика машин. Мониторинг состояния оборудования опасных производств. Вибрация центробежных насосных и компрессорных агрегатов. Введ. 01–11–2014. Москва: Стандартинформ, 2014. 6 с.
8. Поваров В. П., Федоров А. И., Витковский С. Л. Некоторые аспекты повторного продления срока эксплуатации реакторной установки с ВВЭР-440 на примере энергоблока № 4 Нововоронежской АЭС // Известия вузов. Ядерная энергетика. 2019. № 2. С. 91–104. DOI: 10.26583/npe.2019.2.08. EDN: YXJKKB.
9. Костюков В. Н., Науменко А. П. Проблемы и решения безопасной эксплуатации поршневых компрессоров // Компрессорная техника и пневматика. 2008. № 3. С. 21–28. EDN: ISFMHT.
10. Биргер И. А. Техническая диагностика. Москва: URSS, 2019. 240 с.
11. Костюков В. Н., Зайцев А. В., Тетерин А. О. Повышение достоверности диагностирования буксовых узлов колесно-моторных блоков электропоездов // Наука, образование, бизнес: материалы Всерос. науч. практ. конф. ученых, преподавателей, аспирантов, студентов, специалистов промышленности и связи, посвященной Дню радио, Омск, 29 апреля 2014 года. Омск: Изд-во КАН, 2014. С. 183–190. EDN: VQMEFL.
12. Кудрявцева И. С., Науменко А. П., Демин А. М., Одинец А. И. Вероятностно-статистический критерий оцен-

ки состояния по параметрам виброакустического сигнала // Динамика систем, механизмов и машин. 2019. Т. 7, № 2. С. 113–122. DOI: 10.25206/2310-9793-7-2-113-122. EDN: EYLIAI.

13. Moskvina V., Zhigljavsky A. An Algorithm Based on Singular Spectrum Analysis for Change-Point Detection // Communication in Statistics-Simulation and Computation. 2003. Vol. 32 (2). P. 319–352. DOI: 10.1081/SAC-120017494.

14. Абидова Е. А. Методика формирования многоканальной системы технической диагностики с оценкой целесообразности использования измерительных каналов // Известия вузов. Северо-Кавказский регион. Технические науки. 2023. № 4. С. 41–48. DOI: 10.17213/1560-3644-2023-4-41-48. EDN: AKEURP.

15. Абидова Е. А., Ратушный В. И. Регистрация и обработка сигналов в измерительном комплексе контроля протечек трубопроводной арматуры атомной электростанции. Омский научный вестник. 2023. № 4 (188). С. 117–124. DOI: 10.25206/1813-8225-2023-188-117-124. EDN: VNP KYM.

АБИДОВА Елена Александровна, кандидат технических наук, доцент кафедры информационных и управляющих систем Волгодонского инженерно-технического института – филиала Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Волгодонск.

ORCID: 0000-0003-0258-5543

Адрес для переписки: 1nii_energomash@mail.ru

Для цитирования

Абидова Е. А. Алгоритм обработки данных в задаче управления состоянием оборудования // Омский научный вестник. 2024. № 4 (192). С. 125–133. DOI: 10.25206/1813-8225-2024-192-125-133.

Статья поступила в редакцию 16.03.2024 г.

© Е. А. Абидова

DECISION SUPPORT ALGORITHM TO PREVENT HARDWARE FAILURES

Diagnostic systems implemented at many industrial facilities are designed to detect defects in a timely manner, thereby prevent sudden failures with subsequent equipment downtime, accompanied by economic losses. Most diagnostic systems are based on making a decision about the serviceability or malfunction of an object based on comparing diagnostic parameters with threshold values. The problem with this approach is that going beyond the set limits is fixed after the equipment has lost maintainability or requires complex expensive repairs. Therefore, the goal is early and reliable detection of defects in electromechanical equipment. The goal is achieved by developing an algorithm for detecting the beginning of a deviation in a time series consisting of sequentially recorded diagnostic parameters. The algorithm is based on the consistent application of singular spectrum analysis and allows not only timely detecting of deviations, but also assessing the probability of a decision error. Data processing algorithm is investigated on data sets generated in accordance with the specified laws of change. Moreover, the possibility of timely and reliable detection of defects has been demonstrated on a real set of diagnostic data. The implementation of the algorithm in the management of equipment condition will contribute to improving the safety and efficiency of production facilities.

Keywords: diagnostic system, vibration control, detection of changing points, state management, decision errors, singular spectral analysis.

References

1. Vasilenko S. V., Elzhov Yu. N., Pugacheva O. Yu. Avtomatizirovannaya sistema vibratsionnogo kontrolya oborudovaniya SAES [Automated system of vibration monitoring of SNPP equipment] // *Global'naya yadernaya bezopasnost'. Global Nuclear Safety*. 2015. No. 3. P. 83–88. EDN: VHYASJ. (In Russ.).
2. Kostyukov V. N., Kostyukov A. V., Tarasov E. V., Kazarin D. V. Avtomaticheskii monitoring «zdorov'ya» oborudovaniya proizvodstvenno-transportnogo kompleksa [Automatic health monitoring of the equipment for the production and transport complex] // *V mire nerazrushayushchego kontrolya. NDT World Review*. 2017. Vol. 20, no. 3. P. 19–22. DOI: 10.12737/article_599d831d51ecf3.31879009. EDN: ZRVXFN. (In Russ.).
3. Kostyukov V. N., Naumenko A. P., Fedorin I. A., Zolotarev V. N. Opyt ekspluatatsii sistem monitoringa tekhnicheskogo sostoyaniya porshnevnykh kompressorov v rezhime real'nogo vremeni [Operating experience of systems for real-time technical state monitoring of piston compressors] // *Kompressornaya tekhnika i pnevmatika. Compressor Technology and Pneumatics*. 2013. No. 5. P. 4. EDN: RCSEVH. (In Russ.).
4. Barkov A. V. Vozmozhnosti novogo pokoleniya sistem monitoringa i diagnostiki [Capabilities of the new generation of monitoring and diagnostics systems] // *Metallurg. Metallurg*. 1998. No. 11. URL: <https://masters.donntu.ru/2007/fema/belinskaya/library/a2/art2.htm> (accessed: 11.04.2024). (In Russ.).
5. Vibratsii v tekhnike: spravochnik. V 6 t. T. 5. Izmereniya i ispytaniya [Vibrations in engineering: handbook. In 6 vols. Vol. 5. Measurements and tests] / Editorial board: V. N. Chelomey (chairman, chief ed.) [et al.]. Moscow, 1981. 496 p. (In Russ.).
6. GOST R ISO 20816-1-2021. Vibratsiya. Izmereniya vibratsii i otsenka vibratsionnogo sostoyaniya mashin. Chast' 1. Obshcheye rukovodstvo [Mechanical vibration. Measurement and evaluation of machine vibration. Part 1. General guidelines]. Moscow, 2022. 30 p. (In Russ.).
7. GOST 32106-2013. Kontrol' sostoyaniya i diagnostika mashin. Monitoring sostoyaniya oborudovaniya opasnykh proizvodstv. Vibratsiya tsentrobezhnykh nasosnykh i kompressornykh agregatov [Condition monitoring and diagnostics of machines. Hazardous equipment monitoring. Vibration generated by rotodynamic pump and compressor units]. Moscow, 2014. 6 p. (In Russ.).
8. Povarov V. P., Fedorov A. I., Vitkovskiy S. L. Nekotoryye aspekty povtornogo prodleniya sroka ekspluatatsii reaktornoy ustanovki s VVER-440 na primere energobloka № 4 Novovoronezhskoy AES [Some aspects of the re-extension of the reactor plant life with VVER-440 on the example of novovoronezh npp Unit 4] // *Izvestiya vuzov. Yadernaya energetika. Izvestiya Vuzov. Yadernaya Energetika*. 2019. No. 2. P. 91–104. DOI: 10.26583/npe.2019.2.08. EDN: YXJKKB. (In Russ.).
9. Kostyukov V. N., Naumenko A. P. Problemy i resheniya bezopasnoy ekspluatatsii porshnevnykh kompressorov [Problems and solutions of safe operation of piston compressors] // *Kompressornaya tekhnika i pnevmatika. Compressor Technology and Pneumatics*. 2008. No. 3. P. 21–28. EDN: ISFMHT. (In Russ.).
10. Birger I. A. Tekhnicheskaya diagnostika [Technical diagnostics]. Moscow, 2019. 240 p. (In Russ.).
11. Kostiukov V. N., Zaitsev A. V., Teterin A. O. Povyshenie dostovernosti diagnostirovaniya buksovykh uzlov kolesno-motornykh blokov elektropoezdov [Increasing the reliability of diagnosing axlebox units of wheel-motor units of electric trains] // *Nauka, obrazovaniye, biznes. Science, Education, Business. Omsk*. 2014. P. 183–190. EDN: VQMEFL. (In Russ.).
12. Kudryavtseva I. S., Naumenko A. P., Demin A. M., Odinets A. I. Veroyatnostno-statisticheskiy kriteriy otsenki sostoyaniya

po parametram vibroakusticheskogo signala [Probabilistic and statistical criteria for assessing the condition by vibroacoustic signal parameters] // *Dinamika sistem, mekhanizmov i mashin. Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines*. 2019. Vol. 7, no. 2. P. 113–122. DOI: 10.25206/2310-9793-7-2-113-122. EDN: EYLLAI. (In Russ.).

13. Moskvina V., Zhigljavsky A. An Algorithm Based on Singular Spectrum Analysis for Change-Point Detection // *Communication in Statistics-Simulation and Computation*. 2003. Vol. 32 (2). P. 319–352. DOI: 10.1081/SAC-120017494. (In Engl.).

14. Abidova E. A. Metodika formirovaniya mnogokanal'noy sistemy tekhnicheskoy diagnostiki s otsenkoy tselesoobraznosti ispol'zovaniya izmeritel'nykh kanalov [The methodology of forming a multichannel system of technical diagnostics with an assessment of the feasibility of using measuring channels] // *Izvestiya vuzov. Severo-Kavkazskiy region. Tekhnicheskiye nauki. Bulletin of Higher Educational Institutions. North Caucasus Region. Technical Sciences*. 2023. No. 4. P. 41–48. DOI: 10.17213/1560-3644-2023-4-41-48. (In Russ.).

15. Abidova E. A., Ratushnyy V. I. Registratsiya i obrabotka signalov v izmeritel'nom komplekse kontrolya protechek truboprovodnoy armatury atomnoy elektrostantsii [Registration and signal processing in measuring system for monitoring

leaks of NPP pipeline fittings] // *Omskiy nauchnyy vestnik. Omsk Scientific Bulletin*. 2023. No. 4 (188). P. 117–124. DOI: 10.25206/1813-8225-2023-188-117-124. EDN: VNP KYM. (In Russ.).

ABIDOVA Elena Aleksandrovna, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of Information and Control Systems Department, Volgodonsk Institute of Engineering and Technology – branch of the National Research Nuclear University «MEPHI», Volgodonsk.

ORCID: 0000-0003-0258-5543

Correspondence address: 1nii_energomash@mail.ru

For citations

Abidova E. A. Decision support algorithm to prevent hardware failures // *Omsk Scientific Bulletin*. 2024. No. 4 (192). P. 125–133. DOI: 10.25206/1813-8225-2024-192-125-133.

Received March 16, 2024.

© **E. A. Abidova**