

ОБНАРУЖЕНИЕ ИЗМЕНЕНИЯ СОСТОЯНИЯ СЛОЖНОГО ИСТОЧНИКА В ОТСУТСТВИИ ПАРАМЕТРИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

Чувиллина Е.В., аспирантка Рыбинского государственного авиационного технического университета имени П.А. Соловьева, e-mail: e.v.chuvilina@gmail.com;

Грызлова Т.П. – научный руководитель к.т.н., доцент Рыбинского государственного авиационного технического университета имени П.А. Соловьева, e-mail: kntnpgryzlova@mail.ru

Ключевые слова: диагностика состояния, газотурбинный двигатель, обнаружение изменения, параметрическая модель, мера сложности сигнала, статистическое оценивание.

Введение

Техническое состояние газотурбинных двигателей (ГТД) во многом определяет надежность и безопасность летательных аппаратов. По мере эксплуатации в деталях двигателя могут возникать дефекты. Взаимодействие отдельных узлов ГТД приводит к генерации сложных колебательных процессов, что позволяет контролировать и диагностировать состояние ГТД по вибрационным параметрам. Одним из критических элементов, от которых зависит работоспособность двигателя, являются подшипниковые узлы, поскольку они воспринимают большую часть статических и динамических усилий, возникающих в работающем механизме.

При эксплуатационных испытаниях авиационных двигателей Д30/КУ для проверки состояния подшипников трансмиссии используется прибор ИВУ-1М, представляющий собой аналоговый измеритель эффективной амплитуды вибраций [1]. При превышении уровня, определяемого методикой испытаний, двигатель снимается с эксплуатации. Большое количество двигателей снимается необоснованно, что приводит к экономическим потерям. Цифровая обработка диагностических вибросигналов реализована в приборе ВДК-44 (МІС – 200), но ее качество недостаточно для внедрения в эксплуатацию [2].

Задача разработки алгоритмов ЦОС для диагностики состояния подшипников трансмиссии ГТД в процессе эксплуатации остается актуальной не только для практики, ее решение на основе структурного анализа сигнала и определения локальных неоднородностей приводит к новому классу алгоритмов ЦОС, теория которых в настоящее время активно разрабатывается.

Реальные физические процессы можно описывать на макроуровне, когда используются характеристики источника за большой интервал времени, или на микроуровне, когда используются локальные (кратковременные) свойства источника, а также на структурном уровне, когда отдельные элементы сигнала можно классифицировать на основе выделения специфических признаков [3].

На примере диагностики состояния подшипников разработаны алгоритмы обработки цифровых диагностических сигналов. Рассмотрены две задачи – испытания на надежность и эксплуатационные испытания подшипников трансмиссии ГТД. Алгоритмы основаны на обнаружении локальных неоднородностей в последовательности блоков сигналов. В отсутствие параметрических моделей оцениваются меры сложности блоков сигнала подобно фрактальной размерности. В предположении, что в пределах блока сигнал является стационарным и можно в первом приближении принять линейную модель формирования сигнала, разработаны алгоритмы грубой статистической оценки ее параметров. Показано, что комплексная обработка диагностических сигналов на основе предложенных алгоритмов является эффективной.

Составной источник в [3] определяется как множество стационарных подисточников, который может проявлять как свойства стационарности за большой интервал (макроописание), так и локальную стационарность и эргодичность за случайные интервалы, определяемые статистикой стационарного однородного потока или стационарного эргодического процесса коммутации подисточников (микроописание). Подисточники в модели составного источника описываются линейными стохастическими дифференциальными уравнениями.

Диагностические сигналы не являются стационарными даже локально, поскольку неоднородности в сигнале – следствие неоднородностей в конструкции, возникших в начале разрушения ее элементов, именно они сигнализируют о неисправностях, именно на них следует обратить внимание. С другой стороны, сам сигнал является случайным, и в нормальном состоянии источника обнаруживается большое число неоднородностей. Это означает, что статистика потока переключений локального состояния источника, возможно, стационарная в нормальном состоянии диагностируемого объекта, искажается событиями, связанными с повреждениями.

Модель управляемого сложного источника

Пусть определено множество состояний $A = \{a_i\}$ дискретного источника. Случайное управление или управление в соответствии с некоторым законом переводит источник из одного состояния в другое $a_i \xrightarrow{u} a_j$ и

поддерживает это состояние. Управление может быть либо возмущением (гладким или случайным), либо целевым, обеспечивающим заданную траекторию состояний. В любом случае оно может быть известным или неизвестным. Пусть $v(\tau)$ – переменная состояния источника. В неизвестные моменты времени $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K$ источник переходит из одного состояния в другое. Например, начальное состояние источника $v_0 = a_i \in A$ в момент τ_1 сменяется состоянием $v_1 = a_j \in A$.

В каждом состоянии в течение времени пребывания в этом состоянии генерируются сигналы: на интервале $[0, \tau_1]$ генерировался сигнал $s_0^{\tau_1}$, на интервале $[\tau_1, \tau_2]$ – сигнал $s_{\tau_1}^{\tau_2}$, и т.д., поэтому цепочке (последовательно-сти) состояний

$$v_0 v_1 \dots v_{\tau} \dots v_K, v_{\tau} \in A, \tau = 0 \dots K \quad (1)$$

соответствует последовательная композиция непрерывных элементарных сигналов (сегментов)

$$s(t) = s_0^{\tau_1} \cdot s_{\tau_1}^{\tau_2} \dots s_{\tau_K}^T \quad (2)$$

или последовательностей отсчетов цифровых сигналов:

$$s_0^{T-1} = s_0^{\tau_1} s_{\tau_1}^{\tau_2} \dots s_{\tau_K}^{T-1}. \quad (3)$$

От сигнала составного источника эту модель отличает отсутствие информации о моментах времени смены состояния (границах сегментов) и параметрах модели сегментов в виде стохастических дифференциальных уравнений. В принципе, для элементарных сигналов сложных источников неизвестен даже порядок дифференциальных уравнений в случае линейных моделей или функциональные зависимости в нелинейных моделях.

Локальные механические неоднородности случайным образом управляют вращением подшипника, тем самым влияя на диагностический сигнал и вызывая в них неоднородности, появление специфических сегментов.

Модель распределенного сложного источника

Модель распределенного сложного источника включает множество почти одинаковых источников $\{A_1 \dots A_m\}$. Каждый источник формирует сигнал $x_k(t)$, который является компонентой многомерного процесса

$$X(t) = [x_1(t) \cdot b_1(t) \dots x_m(t) \cdot b_m(t)]^T, \quad (4)$$

где $b_k(t)$ – функция включения соответствующей компоненты. Такие функции имеют область значений $\{0,1\}$ и называются временными переключательными функциями. В среде распространения и в воспринимающей системе (датчике) сигналы элементарных источников взаимодействуют, в результате наблюдаемый сигнал является неизвестным сложным преобразованием $s(t) = ST(X(t))$. В частном случае это может быть простое суммирование компонент или их коммутация. В общем случае – это сложное взаимное влияние, включающее как последствие «отработавшего» процесса, так и предварительную подготовку к процессу или одно-временное воздействие на датчик. Можно ввести более общую модель:

$$X(t) = [x_1(t) \cdot swf_1(t) \dots x_m(t) \cdot swf_m(t)]^T, \quad (5)$$

где $swf_k(t)$ – специально сконструированные переключательные функции, например, одна компонента может нарастать, а другая – убывать. В предложенной модели сложного источника источников сигналов много, сигналы от них достаточно просты, похожи (характерны), но взаимодействуют сложным и случайным образом. Модель сигнала строится на основе чередования или наложения характерных последовательностей друг с другом или с другими элементарными последовательностями. Характерная последовательность может быть результатом взаимодействия $\chi = \otimes_i s_i$ элементарных сигналов $s_i = s_0^{t_i}$. Некоторая часть цепочки взаимодействующих сигналов может соответствовать отдельному источнику. Взаимодействие разных последовательностей в едином сигнале приводит к искажению их формы и проявляется как неаддитивные помехи. В природе, технике часто наблюдаются сигналы, в которых человек легко выделяет повторяющиеся последовательности и опознает по ним объекты или их состояние. Такие явления могут возникать в акустике, когда имеется неопределенное количество источников повторяющихся сигналов, накладывающихся друг на друга и взаимодействующих сложным образом. Почти периодически повторяется пространственная конфигурация элементарных источников вибраций относительно датчиков в задаче диагностики системы подшипников трансмиссии газотурбинных двигателей.

В такой модели источника наблюдение – это случайный процесс (временной ряд), сопровождающий функционирование источника. Задача обнаружения изменения свойств случайных процессов, сформулированная В.В. Моттлем [4], использована для обнаружения изменения состояния источника. Пусть $T = \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$ – бесконечная ось дискретного времени, имеется $T_{t_0}^{t_0+N} = \{t \in T | t_0 \leq t \leq t_0 + N\}$ – некоторый ее фрагмент, быть может, неограниченный справа, если $N \rightarrow \infty$. Наблюдаемый случайный процесс $S_{t_0}^{t_0+N} = (s_t, t_0 \leq t < t_0 + N)$ характеризуется скачкообразным изменяющимся значением параметра c :

$$c = \begin{cases} c_1, & t_0 \leq t < t_1; \\ c_2, & t_1 \leq t < t_2 \\ \dots \\ c_G, & t_{G-1} \leq t < t_G; \\ c_{G+1}, & t_G \leq t < t_0 + N \end{cases} \quad (6)$$

Значение $G=0$ будем интерпретировать как неизменное значение параметра в течение всего интервала наблюдения $c = c_1 = const, t_0 \leq t < t_0 + N$. Число G моментов изменения может быть, как известно, так и неизвестно.

Требуется, анализируя реализацию случайного процесса $S_{t_0}^{t_0+N}$, определить число G моментов скачкообразного изменения параметра, оценить моменты

$$\theta(S) = \{t_1, \dots, t_G\}. \quad (7)$$



В некондиционных подшипниках возникают возмущения, отсутствующие в кондиционных: по мере появления дефектов на кинематических узлах подшипника, в вибросигнале появляются отдельные короткие амплитудные пики, соответствующие моментам соударения дефектов; с развитием дефекта увеличиваются амплитуды пиков и их количество. Поэтому предлагается решать поставленную задачу на основе обнаружения локальных неоднородностей как изменений свойств вибросигнала подшипника. В [5] для обнаружения локальных неоднородностей и информативных участков используются функции сложности, основанные на анализе корреляционных свойств неперекрывающихся блоков сигнала, рекомендации по выбору размеров блока отсутствуют. Размеры блоков должны учитывать особенности формирования и измерения диагностических сигналов. В настоящей статье размер подбирается на основе анализа информативности обработки при заданном размере блоков. Кроме подхода к наблюдению как к случайному процессу, можно предположить, что допустимо в пределах блока считать сигнал стационарным процессом, формируемым линейной системой. Грубо ограничивая число состояний системы, можно в пределах блока набрать статистику, описывающую параметры этой системы. Оба подхода рассматриваются в настоящей статье.

Обнаружение локальных неоднородностей по изменению меры сложности блоков сигнала

В [5] при сопоставлении блоков используют либо сами отсчеты, либо статистические моменты вектора отсчетов блока. Характер блока можно определить по мере сложности R_i , алгоритм вычисления которой подобен алгоритму вычисления фрактальной размерности, основанному на покрытии функции $f(t)$ клетками.

Сигнал $S_{t_0}^{t_0+N}$ представляется в виде последовательности перекрывающихся блоков длины b . Если новый блок начинается через каждые $b/2$ отсчетов, то их количество $l = \lfloor 2N/b \rfloor$. Таким образом, реализация раскладывается на элементарные участки:

$$S_{t_0}^{t_0+N} \rightarrow \left[e_{t_0}^{t_0+b-1}, e_{t_0+b/2}^{t_0+3b/2-1}, \dots, e_{t_0+ib/2}^{t_0+(i+2)b/2-1}, \dots, e_{t_0+(l-1)b/2}^{t_0+N-1} \right] \quad (8)$$

Для каждого блока $e_{t_0+ib/2}^{t_0+(i+2)b/2-1}$ рассчитывается R_i – мера сложности блока сигнала. R_i оценивается в соответствии с алгоритмом покрытия, часто используемым для расчета фрактальной размерности [6].

Мера сложности i -го блока сигнала R_i оценивается как коэффициент наклона прямой, образованной графиком зависимости $\log N_i(\varepsilon)$ от $\log(\varepsilon)$, который вычисляется по методу наименьших квадратов [7], где ε_k – размерность клетки, $N_i(\varepsilon_k)$ – минимальное количество клеток размера ε_k , необходимых для покрытия i -го блока сигнала:

$$R_i = -\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\varepsilon)}{\log \varepsilon}.$$

Клетка – это прямоугольник с основанием ε_x и высотой ε_y . Пусть s_{max} и s_{min} – максимальное и минимальное значения в пределах всей реализации, соответственно; s_{ampl} – частота дискретизации сигнала,

$$\frac{1}{s_{ampl}} = \Delta t.$$

Рассматриваются размеры клеток

$$\varepsilon_k : (\varepsilon_{x,k}, \varepsilon_{y,k}) \quad k \leq 0 < n,$$

где

$$\varepsilon_{x,1} = \Delta t, \quad \varepsilon_{y,1} = (s_{max} - s_{min}) / b;$$

$$\varepsilon_{x,k} = k \cdot \Delta t, \quad \varepsilon_{y,k} = k \cdot (s_{max} - s_{min}) / b;$$

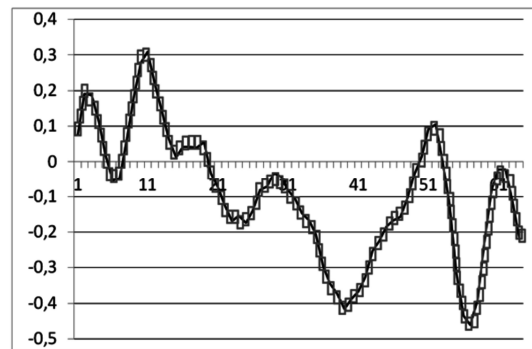
$$\varepsilon_{x,n} < \frac{1}{2} b \cdot \Delta t.$$

Для каждого размера клетки ε_k ищется минимальное количество клеток $N_i(\varepsilon_k)$, необходимое для покрытия ломаной, соединяющей точки отсчетов блока сигнала.

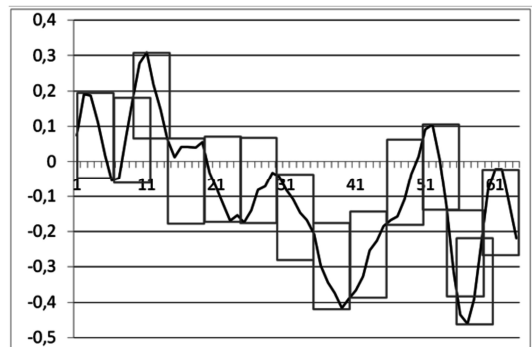
Для примера рассматривается блок сигнала кондиционного подшипника длиной $b = 64$. На рис. 1 представлены покрытия блока сигнала клетками разного размера.

Решается задача интерполяции точек $(\varepsilon_k, N(\varepsilon_k))$ прямой линией.

Положим $y_k = p + m\varepsilon_k$. Прямая $y_k = p + m\varepsilon_k$ называется наилучшим приближением $N(\varepsilon)$ по методу наименьших квадратов (МНК-прямой), если сумма квадратов отклонений $y_k - N(\varepsilon_k)$ минимальна [6].



а)



б)

Рис. 1. Покрытие блока сигнала клетками размера ε_1 (а), ε_7 (б)

Множество количеств клеток для разных размеров ε :

$$N = \{N(\varepsilon_1), N(\varepsilon_2), N(\varepsilon_3), N(\varepsilon_4), N(\varepsilon_5), N(\varepsilon_6), N(\varepsilon_7)\}$$

$$N = \{120, 60, 38, 28, 21, 16, 14\}$$

Множество размеров клеток: $E = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4, \varepsilon_5, \varepsilon_6, \varepsilon_7\}$.

Угловой коэффициент МНК-прямой в этом случае равен $-1,1738$. А мера сложности соответственно $R=1,1738$.

На основе изменения меры сложности строится алгоритм обнаружения локальных неоднородностей. Изменение меры сложности на соседних блоках $\Delta R_i = R_i - R_{i-1}$ сравнивается с величиной меры сложности на $(i - 1)$ -м блоке. Считается, что обнаружена локальная неоднородность, если изменение меры сложности превышает R_{i-1} более чем в h_R раз, где h_R – заданный порог, параметр настройки, оптимальное значение которого определяется при обучении алгоритма:

$$\frac{\Delta R_i}{R_{i-1}} > h_R. \quad (9)$$

Отдельно рассматривается как общее количество неоднородностей $CntAll$, так и количество неоднородностей, связанных с ростом $CntUp$ или уменьшением меры сложности $CntDown$ – будем называть их положительными и отрицательными, соответственно.

Для всего сигнала в целом оцениваются:

– среднее значение меры сложности на всех блоках сигнала

$$\bar{R} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l R_i \quad (10)$$

– среднее относительное изменение меры сложности

$$\bar{R}_{relative} = \frac{1}{l} \sum_{i=2}^l \frac{R_i - R_{i-1}}{R_{i-1}} \quad (11)$$

– общее количество неоднородностей: $CntAll(R)$, количество неоднородностей, связанных с ростом $CntUp(R)$, или уменьшением $CntDown(R)$, меры сложности R .

Алгоритм вычисления меры сложности блока сигнала имеет сложность $O(b^2)$. Алгоритм лучше работает на средних размерах блока, когда количество отсчетов достаточно для оценки размерности, но и не слишком велико: для приемлемого времени работы алгоритма. Сама по себе мера сложности недостаточно информативна. Целесообразно оценивать изменение меры сложности или относительное изменение меры сложности обнаружения локальных неоднородностей.

Параметры грубой линейной модели блоков сигналов

Предлагается в качестве диагностических последовательностей рассматривать частоты условных и безусловных модулей приращений сигнала в пределах блоков [8]. В точке t *приращение сигнала* – это разность между текущим и предыдущим значениями сигнала, а модуль:

$$\delta_t = |s_t - s_{t-1}|, t = 1, \dots, N.$$

Множество приращений для точек всего сигнала образуют *последовательность приращений сигнала*:

$\Delta = \delta_1, \dots, \delta_N$. Множество значений всего сигнала S разбивается на n упорядоченных диапазонов, множество значений модулей приращений разбивается на m упорядоченных диапазонов.

Значения сигнала упорядочиваются по возрастанию и последовательно разбиваются на n диапазонов:

$$\tilde{S} = \{\tilde{S}_1, \dots, \tilde{S}_n\}, \quad (12)$$

где $\forall p = 1, \dots, n-1, \forall s \in \tilde{S}_p, s' \in \tilde{S}_{p+1}, s > s'$

Возможно разбиение множества значений сигнала на равные по длине диапазоны значений: если s_{max} и s_{min} – максимальное и минимальное значения в пределах всей реализации, то длина l_{range} каждого диапазона равна

$$l_{range} = \frac{(s_{max} - s_{min})}{n},$$

а значения каждого диапазона будут удовлетворять условию

$$\forall s \in \tilde{S}_p : s_{min} + p \cdot l_{range} \leq s < s_{min} + (p+1) \cdot l_{range}$$

Возможно разбиение на подмножества, когда задаются конкретные границы диапазонов подмножеств: $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$, причем $\beta_0 = s_{min}$, $\beta_n = s_{max}$, $\beta_q < \beta_{q+1}$. Тогда в диапазон \tilde{S}_p попадут следующие значения:

$$\forall s \in \tilde{S}_p : \beta_p \leq s < \beta_{p+1}.$$

В данном исследовании используется первый вариант.

Разбиение множества модулей приращений сигнала осуществляется аналогично разбиению множества значений сигнала:

$$\tilde{\Delta} = \{\tilde{\Delta}_1, \dots, \tilde{\Delta}_m\}, \quad (13)$$

где $\forall q = 1, \dots, m-1, \forall \delta \in \tilde{\Delta}_q, \delta' \in \tilde{\Delta}_{q+1}, \delta > \delta'$

Для каждого блока при фиксированном уровне сигнала строится матрица условных приращений $M_i = Hist(\delta | s)$, содержащая количество точек, соответствующих парам диапазонов. Затем строки матрицы суммируются, т. е. получаем безусловные частоты приращений $V_i = Hist(\delta)$ в пределах блока сигнала.

Далее определяется *коэффициент сноса* – среднее значение приращения для точек блока, в которых значение сигнала соответствует рассматриваемому диапазону. Коэффициенты сноса блока для каждого диапазона значений образуют *вектор коэффициентов сноса*. Для каждого блока можно получить оценку вектора коэффициентов сноса длины n , усредняя приращения по полученным статистикам.

Для всего сигнала в целом оцениваются:

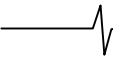
– среднее расстояние между матрицами зависимости приращения от величины сигнала на всем сигнале

$$\overline{\Delta M} = \frac{1}{l} \sum_{i=2}^l \rho(M_i, M_{i-1}), \quad (14)$$

где $\rho(M, M')$ – евклидово расстояние между матрицами M .

– среднее расстояния между векторами коэффициентов сноса на всем сигнале

$$\overline{\Delta V} = \frac{1}{l} \sum_{i=2}^l \rho(V_i, V_{i-1}), \quad (15)$$



где $\rho(M, M')$ – евклидово расстояние между векторами V .

Сложность алгоритмов вычисления матрицы условных приращений и вектора коэффициентов сноса имеет порядок $O(n \times m)$. Они достаточно просты в реализации и обладают высоким быстродействием, при этом такие грубые линейные модели эффективны для обнаружения локальных неоднородностей и диагностики состояния объектов, особенно в комплексе с непараметрическими алгоритмами оценки изменения меры сложности блоков.

Методика анализа

Таким образом, каждый сигнал обучающих выборок с помощью предложенного комплекса алгоритмов, реализованного в специальном ПО, отображается в вектор признаков

$$s_0^{T-1} \xrightarrow{Alg=\{\gamma\}} \mathbf{x} = |R \text{ dR } CntAll \text{ CntUp } CntDown \text{ dV } dM |, \quad (16)$$

где $\mathbf{x} = |x_1 \dots x_n|$ – образ сигнала. В пространстве образов расстояние между n -мерными образами i и j определяется как

$$\rho_{i,j} = \sqrt{(x_{1,i} - x_{1,j})^2 + \dots + (x_{n,i} - x_{n,j})^2}. \quad (17)$$

Хорошее отображение $s_0^{T-1} \xrightarrow{Alg=\{\gamma\}} \mathbf{x}$ обеспечивает компактность расположения образов одного класса в признаковом пространстве (пространстве образов) и удаленность образов разных классов. Визуальная оценка размещения образов в пространстве признаков удобна, если $n = 1, 2, 3$. Если число признаков велико, то формальная оценка их информативности становится просто необходимой для оценки потенциального качества диагностики и отбора полезных признаков.

Для оценки информативности диагностических признаков выбрано отношение среднего межклассового расстояния к среднему внутриклассовому [9]:

$$I(X) = \frac{\overline{\rho_{ll}}}{\overline{\rho_m}}, \quad (18)$$

где $\overline{\rho_m}$ – внутриклассовое расстояние (среднее расстояние между объектами класса m), и $\overline{\rho_{ll}}$ – расстояние между классами (среднее расстояние между объектами разных классов). Критерий информативности характеризует компактность расположения объектов одного класса и удаленность объектов разных классов в признаковом пространстве.

Анализ вибросигналов подшипников трансмиссии газотурбинных двигателей

При эксплуатационных испытаниях авиационных двигателей Д30/КУ в зоне узла межвального подшипника на неработающем двигателе с помощью штанги внутрь вала турбины низкого давления (НД) устанавливается датчик, в процессе свободного вращения ротора измеряются амплитуды вибраций, как указывалось во введении, с помощью прибора ИВУ-1М, представляющего собой аналоговый измеритель эффективной амплитуды вибраций [1]. При превышении уровня, определяемого методикой испытаний, двигатель снимается с эксплуатации. Большое количество двигателей снимается необоснованно, что приводит к экономическим потерям. Если информативность признаков, вычисляемых с помощью

разработанных алгоритмов выше, чем информативность ИВУ-1М, то это позволит сократить количество необоснованных съёмов двигателей.

Выборки предоставлены «НПО «Сатурн». Частота дискретизации сигналов 10 кГц, длина реализаций 30000 отсчетов. Выборка разбита на три класса: B – неисправные, C – кондиционные (правильно распознанные с помощью прибора ИВУ-1М), и N – необоснованно снятые (кондиционные, но ошибочно распознанные как плохие подшипники прибором ИВУ-1М).

База данных вибросигналов содержит номера МП, но мы используем условные обозначения:

– обучающая выборка, представляющая проблему необоснованных съёмов: $LS1 = \{B1, B3, B5, N2, N4, N6A, N7\}$;

– обучающая выборка с исключением подшипника B5 (увеличенный радиальный зазор) $LS2 = LS1 \setminus B5$;

– обучающая выборка с добавлением кондиционных подшипников: $LS3 = LS1 \cup \{C3, C4, C5, C6\}$.

ИВУ-1М выполняет преобразование, которое можно описать формулой вычисления СКО

$$s(t) \rightarrow \frac{k}{T} \int_0^T s_\tau^2 d\tau = \sigma. \text{ Выход ИВУ-1М – стрелочный индикатор. Аналоговые сигналы до преобразования с помощью ВДК-44 преобразуют в цифровые последовательности и сохраняют в БД.}$$

Для сопоставления информативности алгоритмов обнаружения локальных неоднородностей с информативностью обработки в ИВУ-1М была реализована модель обработки вибросигналов в ИВУ-1М. При моделировании цифровая последовательность отображается в среднеквадратичное значение её отсчетов

Для сопоставления информативности алгоритмов обнаружения локальных неоднородностей с информативностью обработки в ИВУ-1М была реализована модель обработки вибросигналов в ИВУ-1М. При моделировании цифровая последовательность отображается в среднеквадратичное значение её отсчетов

$$\gamma_\sigma : s_0^{T-1} \mapsto \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} s_i^2}.$$

Таким образом, признаковое пространство содержит только одну компоненту. Её информативность на выборке вибросигналов LS1 очень низкая (см. табл. 1), составляет 0,4 и остается низкой (0,439) при исключении аномального измерения LS1\B5.

На практике специалисты обращают внимание на динамику поведения стрелки ИВУ-1М. Время испытаний составляет 3 с, за это время ротор делает 6 оборотов. Динамику можно описать вектором СКО на относительно коротких интервалах

$$\mathbf{x} = |\sigma_1 \sigma_2 \dots \sigma_6| = \left| \sigma(s_0^{4999}) \sigma(s_{5000}^{9999}) \dots \sigma(s_{25000}^{29999}) \right|.$$

Информативность его компонент (показаний стрелки при разных оборотах) представлена в табл. 1. Низкая информативность соответствует перемешиванию образов при использовании ИВУ-1М, что показано на рис. 2.

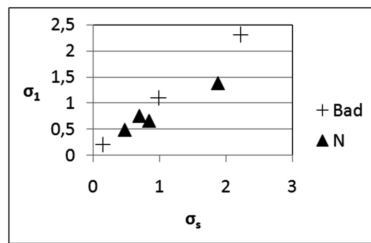
Использование алгоритмов обнаружения локальных неоднородностей в вибросигнале позволяет получить более информативные признаки. Это подтверждается как визуальной оценкой кластеров образов в выбранных признаковых пространствах, так и формальной оценкой информативности выбранных признаков. Информативность признаков зависит от выбранного размера блоков (24 / 32), порога (0,1 / 0,01) и размера матрицы статистики приращений (3 × 3 / 10 × 10). Она достаточна для ли

Таблица 1. Информативность признаков для диагностики состояния подшипников трансмиссии ГТД

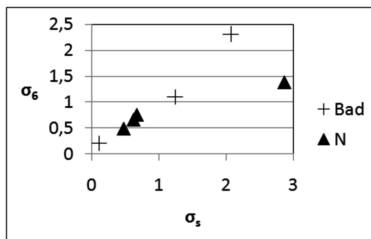
Параметры алгоритмов (размер блока, порог, размер матрицы)	Выборка	Информативность признаков						
		Непараметрическая модель (диагностическая последовательность мер сложности блоков сигнала)					Грубая линейризованная модель блоков	
		R	dR	CntAll	CntUp	CntDown	dV	dM
24; 0,1; 3x3	LS1	0,682	0,701	0,639	0,57	0,608	0,546	0,592
24; 0,1; 3x3	LS2	1,167	1,385	0,892	0,664	0,78	0,661	0,708
32; 0,1; 3x3	LS2	1,238	1,499	1,018	1,078	1,046	0,703	0,766
24;0,01;10x10	LS2	1,167	1,385	1,823	1,853	1,839	1,153	0,974
ИВУ-1М, интервалы, сек.								
		0..3	0..0,5	0,5..1	1..1,5	1,5..2	2..2,5	2,5..3
	LS1	0,402	0,451	0,419	0,425	0,397	0,384	0,432
	LS1\B5	0,439	0,573	0,494	0,446	0,383	0,384	0,542

нейной разделимости необоснованно снятых и плохих подшипников (см. рис. 3). Наиболее эффективны комбинации разнородных признаков, т.е. результаты непараметрической обработки и оценки параметров грубой линейной модели (см. рис. 3а – 3в и рис. 3г).

признаков при размере блока $b = 32$ и пороге $\alpha = 0,1$, размерности матрицы $M:3x3$. На рис. 4 представлено распределение образов в пространствах разнородных признаков ($CntAll, dV$) и ($CntDown, dV$).



а)



б)

Рис. 2. Распределение образов классов (N, B) в пространствах (σ_s, σ_1) (а) и (σ_s, σ_6) (б)

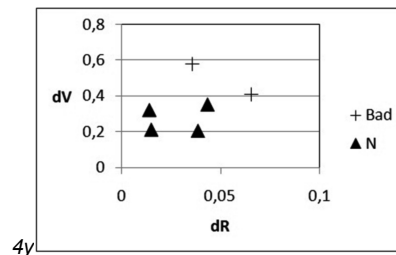
Анализ данных центра Intelligent Maintenance Systems, университет Цинциннати [10]

Выборка получена в испытаниях подшипников на надежность. Для получения вибросигнала на одном валу были установлены 4 подшипника, на каждом из которых были установлены по два акселерометра. Все отказы произошли после превышения назначенного срока службы подшипников (более 100 миллионов оборотов).

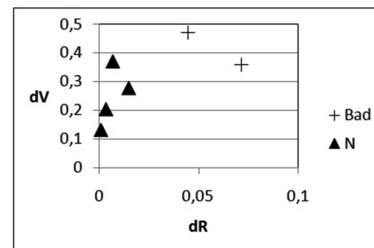
Сигналы регистрировались в течение длительного времени, каждые 20 минут. Частота дискретизации 20 480 Гц, длина реализаций – 1 сек. Отобрано 30 диагностических реализаций: 15 кондиционных и 15 некондиционных. Выборка разбивается на два класса: В – неисправные, С – кондиционные. Класс С кондиционных подшипников сформирован по реализациям, соответствующим началу испытаний всех подшипников и концу испытаний подшипников, выдержавших испытания.

Класс В неисправных подшипников сформирован по реализациям конца испытаний отказавших подшипников.

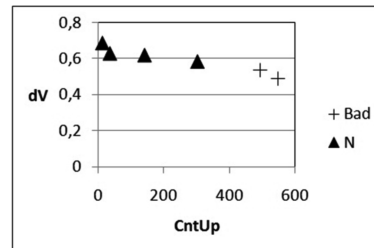
В табл. 2 приведены значения информативности



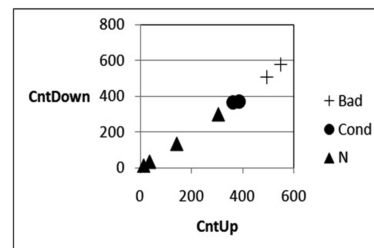
а)



б)



в)

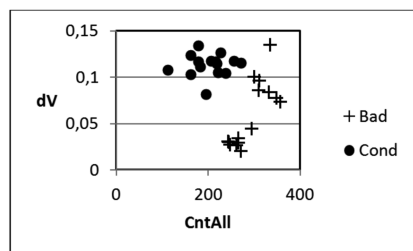


г)

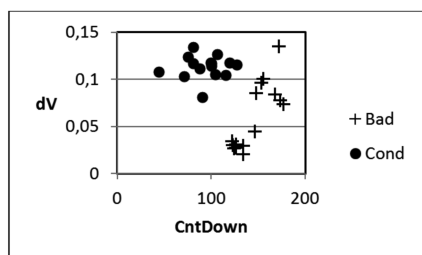
Рис. 3. Распределение образов классов (N, B) в пространствах (dV/dR) (24; 0,01; 3x3) LS2 (а), (dV/dR) (32; 0,1; 3x3) LS2 (б), $(dV/CntUp)$ (24; 0,01; 10x10) LS2 (в), классов (CUN, B) в пространствах $(CntDown/CntUp)$ (24; 0,01; 10x10) LS3 (г)

Таблица 2. Информативность признаков в задаче испытания на надежность

Непараметрическая модель источника					Грубая линейризованная параметрическая модель	
R	dR	$CntAll$	$CntUp$	$CntDown$	dV	dM
1,11	0,807	0,691	0,659	0,767	1,048	0,834



а)



б)

Рис. 4. Распределение образов в пространствах $(dV, CntAll)$ (а), $(dV, CntDown)$ (б) при пороге $h = 0,1$ размере блока $b = 32$, размерность матрицы $M:3 \times 3$

Заключение

В [11] предложена сегментация сигнала на основе непараметрического подхода к проблеме обнаружения моментов изменения вероятностных характеристик случайных процессов. Показано, что обнаружение изменений любой функции распределения или какой-либо иной вероятностной характеристики может быть сведено к обнаружению изменения математического ожидания в некоторой новой случайной последовательности, сформированной из исходной (диагностическая последовательность). В настоящей работе предлагается в качестве диагностических последовательностей рассматривать последовательности локальных мер сложности.

В отсутствие параметрических моделей, подобно фрактальной размерности, оцениваются меры сложности блоков сигнала. В предположении, что в пределах блока можно принять линейную модель формирования сигнала, разработаны алгоритмы грубой статистической оценки ее параметров. Изменение статистик условных и безусловных приращений сигнала более информативно, чем известное решение рассмотренных задач диагностики состояния подшипников. Показано, что комплексная обработка диагностических сигналов является эффективной для анализа вибросигналов подшипников. Алгоритмы могут быть адаптированы для анализа сигналов в широком классе приложений, например, медицинских.

Литература

1. Кузменко М.Л., Портер А.М., Комаров Б.И., Карасев В.А. Вибродиагностика межвального подшипника двигателей семейства Д30КУ: Науч.-тех. сб. под ред. М.Л. Куз-

менко, В.Ф. Безъязычного, В.Н. Вернигора, А.Л. Михайлова. М.: ЦИАМ. 2001. Вып. 4. Неразрушающий контроль повреждаемости материалов и конструкций ГТД. – с. 221.

2. Шепель В.Т., Комаров Б.И., Грызлова Т.П. Выбор признаков для диагностики технического состояния трансмиссионных подшипников ГТД // Авиационно-космическая техника и технология. – 2005. – №8(24). – С. 97–100.

3. Орищенко В. И., Санников В. Г., Свириденко В. А. Сжатие данных в системах сбора и передачи информации. /Под ред. В. А. Свириденко. – М.: Радио и связь, 1985. – 184 с.

4. Моттль В.В., Мучник И.Б. Скрытые марковские модели в структурном анализе сигналов. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 1999. – 352 с.

5. Браверман Э.М., Мучник И.Б. Структурные методы обработки эмпирических данных. – М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит. 1983 – 464 с.

6. Линник Ю.В. Метод наименьших квадратов и основы математико-статистической теории обработки наблюдений. – 2-е изд. – М., 1962.

7. Кроновер Р.М. Фракталы и хаос в динамических системах. Основы теории. – М.: Постмаркет, 2000. – 352 с.

8. Чувилина Е.В. Информативность признаков для диагностики состояния подшипников на основе обнаружения локальных неоднородностей. – Машинное обучение и анализ данных. – 2013. – Т.1. – С. 685-694.

9. J. Lee, H. Qiu, G. Yu, J. Lin, and Rexnord Technical Services 'Bearing Data Set', IMS, University of Cincinnati. NASA Ames Prognostics Data Repository URL: <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/> (Дата обращения 10.12.2007).

10. Грызлова Т.П. Методы оценки информативности цифровой обработки сигналов в задачах классификационного анализа. – 15-я Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA – 2013», Москва, Россия, доклады. Стр.149 – 152.

11. Бродский Б.Е., Дарховский Б.С., Каплан А.Я., Шикин С.Л. Непараметрическая сегментация электрических сигналов мозга. – Автоматика и телемеханика. – 1998. – № 2. – С. 23-32.

DETECTING CHANGES OF STATE OF THE COMPLEX SOURCE IN THE ABSENCE OF PARAMETRIC MODELS

Chuvilina E.V., Gryzlova T.P.

Digital signal processing algorithms for diagnostics of technical condition of bearings is proposed. Two problems are considered -reliability tests and operational tests of transmission's bearings GTE. Signals with such complex sources are nonlinear and non-stationary signals of many elementary signals, the inclusion of which is determined by

the unknown and random switching functions. Algorithms are based on the detection of local inhomogeneities in the sequence of blocks of signals. Measures of complexity of signal's blocks (like the fractal dimension) are estimated if parametric models are absent. Under the assumption that within a block a linear model of the signal can be taken, the algorithms of rough statistical estimation of its parameters

are developed. The change of conditional and unconditional statistics of increments of signal is more informative than the known solutions of this problem. It is shown, that the complex processing of diagnostic signals based on the proposed algorithms is effective. Algorithms can be adapted for the analysis of signals in a wide class of applications, such as medical signals.

НАУЧНОЕ НАПРАВЛЕНИЕ:

Обработка сигналов в радиотехнических и информационно-измерительных системах

Секция 4: Обработка сигналов в радиотехнических системах

Обсуждение проблем и задач обработки радиотехнических сигналов велось по трем основным направлениям: обнаружение сигналов и оценивание их параметров; радиолокация, пеленгация и навигация; пространственно-временная обработка сигналов.



На секции обсуждались следующие актуальные научные проблемы:

- пространственно-корреляционный метод обработки сигналов;
- томографические методы определения местоположения и мощностей источников излучения;
- сверхрэлевоое разрешение сигналов;
- кепстральный способ определения взаимного расположения радиоимпульсов;
- фазокодированная последовательность с нулевым уровнем боковых лепестков автокорреляционной функции;
- детектирование сигналов в оптоэлектронном спектрометре;
- оценивание угловых координат воздушных целей;
- синтез цифрового двухчастотного классификатора помех;
- пространственная компенсация активных помех;
- реализация сверхширокополосного хаотического сигнала в активном локаторе;
- имитация радиолокационных сигналов;
- цифровая пеленгация с коническим сканированием диаграммы направленности;
- адаптивный алгоритм согласованного преследования;
- адаптивная фильтрация сложных сигналов;
- многоканальная доплеровская фильтрация;
- адаптивная селекция движущихся целей;
- стохастическая радиолокация: обнаружение, оценивание и фильтрация.

Секция 6: Обработка и передача измерительной информации

Работа секции охватывает широкий спектр цифровой обработки измерительной информации, в том числе спектральный анализ и обработку биоэлектрических сигналов, обработку геофизических данных и сейсмических сигналов, цифровое моделирование измерительных процессов.

На секции обсуждались следующие актуальные научные проблемы:

- аппроксимация и анализ параметров ионосферы;
- анализ геомагнитных данных;
- статистические методы частотно-цифровых средств измерений;
- моделирование АЦП в среде LABVIEW;
- оценка влияния фазовых шумов на шумы АЦП;
- обнаружение изменения состояния сложного источника;
- стереокалибровка с использованием нейронной сети;
- алгоритмы навигации мобильных роботов.