

А.И. Михалев, В.Н. Журавлев, Р.А. Сухомлин

**КОМБИНИРОВАННЫЙ МЕТОД АНАЛИЗА СИГНАЛОВ
НА ОСНОВЕ ГИЛЬБЕРТА-ХУАНГА И ВЕЙВЛЕТ-
ПРЕОБРАЗОВАНИЙ В ЗАДАЧЕ ДИАГНОСТИКИ
ДЕФЕКТОВ ПОДШИПНИКОВ**

Статья посвящена исследованию эффективности комбинации методов диагностирования поврежденных подшипников и сравнению их между собой. Рассмотрено комбинирование двух методов анализа сигналов, основанных на последовательном применении Гильберта-Хуанга и вейвлет-преобразований.

Ключевые слова: эмпирическая модовая декомпозиция, модовая функция, кратномасштабный анализ.

Задача исследования эффективности методов контроля состояния объектов роторного типа в предаварийные периоды их работы, решение которой позволяет прогнозировать сроки планово-предупредительных ремонтов деталей и узлов, по-прежнему является актуальной. Особую важность данная задача имеет в приложении к изделиям авиационной техники. Процессы, происходящие в предаварийные периоды работы объектов, часто имеют хаотический характер и анализируются с использованием критериев оценивания хаотичности: показателя Ляпунова, нормированной энтропии и т.д. [1]. Однако, на некоторых эксплуатационных режимах работы авиационных двигателей (рулёжка в режиме малого газа, крейсерский полёт) эти процессы не всегда имеют хаотичный характер или он слабо выражен и, соответственно, им можно пренебречь. В этой связи активно развиваются методы анализа поведения нелинейных нестационарных систем: вейвлет-анализ [2,5,6], распределение Wagner-Ville и др. С другой стороны в последние годы для анализа подобных сложных систем все чаще применяются методы, основанные на преобразовании Гильберта-Хуанга [3,4,9].

В данной работе рассмотрена задача диагностики характера повреждения подшипников качения с использованием параметрической комбинации методов основанных на преобразовании Гильберта-

Хуанга и вейвлет-анализе. Анализ проводился с вибросигналами, зарегистрированными с помощью акселерометра, установленного со стороны привода в зоне радиальной нагрузки подшипника. В качестве исходных данных были взяты тестовые вибрационные сигналы *Case Western Reserve University Bearing Data Center: Seeded Fault Test Data* [7], снятые с подшипников без повреждений и с повреждениями, которые были нанесены электроэрозионным методом.

Целью исследования является оценка суммарной эффективности комбинации методов диагностирования поврежденных подшипников и сравнение данных методов между собой.

Рассмотрим теоретические основы применяемых методов анализа данных.

Преобразования Гильберта-Хуанга. Преобразование Гильберта-Хуанга (англ. ННТ) заключается в применении к исследуемому процессу эмпирической модовой декомпозиции, а затем Гильбертова спектрального анализа [3]. ННТ дает возможность проведения частотно-временного анализа данных.

Преобразование Гильберта действительной функции $x(t)$, $-\infty < t < \infty$ есть действительная функция определенная как

$$\tilde{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{1 - \tau} d\tau .$$

Функции $x(t)$ и $\tilde{x}(t)$ называют сопряженными по Гильберту. Данное преобразование изменяет фазу всех частотных составляющих сигнала $x(t)$ на $\pi / 2$. Это делает сигнал $x(t)$ ортогональным $\tilde{x}(t)$. Данный факт позволит сформировать из этих сигналов комплексный аналитический сигнал $z(t)$

$$z(t) = x(t) + j\tilde{x}(t) .$$

Такое представление позволяет определять текущие временные параметры сигнала $z(t)$, а именно: мгновенные амплитуды и фазы. Однако такой подход применим только для стационарных моногармонических сигналов и для сигналов с непрерывным гладким изменением частоты. Мгновенная амплитуда сигнала с несколькими составляющими будет отображать не сумму этих гармоник в текущий момент времени, а огибающую интерференции.

Мгновенное значение частоты для сигнала с несколькими гармониками с равной амплитудой, во всех его точках соответствует

среднему значению частот гармоник. Если амплитуды не равны, функция мгновенной частоты сдвигается в сторону частоты гармоники с большей амплитудой и приобретает пульсирующий характер.

Таким образом, для анализа сложных сигналов их необходимо разложить на несколько моногармонических составляющих, удовлетворяющих условию симметричности. Эта задача может быть решена методом Н. Хуанга, который еще называется методом «эмпирической модовой декомпозиции сигналов» [4], и представляет собой адаптивную итерационную вычислительную процедуру разложения исходного сигнала на эмпирические моды. В основании метода лежит предположение о том, что первоначальный сложный сигнал состоит из суммы модовых функций (англ. IMF), наложенных на произвольный тип тренда.

Алгоритм эмпирической модовой декомпозиции сигналов состоит из следующих этапов.

Этап 1. В исходном сигнале определяются координаты точек экстремумов и группируются в два массива (максимумы и минимумы) $k_{i,ext}$ и таким же образом обрабатываются соответствующие им амплитуды $y(k_{i,ext})$.

Замечание: Количество точек максимумов и минимумов должны отличаться не более чем на 1, это связано со свойствами модовых функций.

Этап 2. Кубическим сплайном (или с использованием других аппроксимирующих кривых) строим верхнюю $u_t(k)$ и нижнюю $u_b(k)$ огибающую точек экстремумов, и определяем функцию средних значений между ними:

$$m_1(k) = \frac{(u_t(k) + u_b(k))}{2} .$$

Первая компонента сигнала отсеивания ($h_1(k)$) получается разностью между сигналом $y(k)$ и $m_1(k)$. Функция $h_1(k)$ является первым приближением к первой IMF:

$$h_1(k) = y(k) - m_1(k) .$$

Этап 3. Повторяем предыдущие этапы, только вместо $y(k)$ используем $h_1(k)$, и находим второе приближение к первой IMF.

$$h_2(k) = h_1(k) - m_2(k) .$$

Последующие итерации выполняются таким же образом. В процессе увеличения количества итераций функция $m_i(k)$ стремится к нулевому значению, а функция $h_i(k)$ - к неизменяемой форме. В связи с этим, критерием остановки итераций является нормализованная квадратичная разность между двумя последовательными итерациями приближения:

$$\delta = \sum_k [| h_{i-1}(k) - h_i(k) |^2 / h_{i-1}^2(k)] .$$

Для получения качественной IMF обычно достаточно 8 итераций. Слишком много итераций приведут к отсеиванию компоненты несущей в себе полезную информацию о сигнале. С другой стороны, плохо отсеянные компоненты могут не удовлетворять свойствам модовых функций и метод Гильберта не будет адекватно работать для данных IMF.

После отсеивания качественной IMF, записываем ее в отдельный массив $c_1(1) = h_i(k)$, который затем вычитаем из исходного сигнала:

$$r_1(k) = y(k) - c_1(k) .$$

Массив $r_1(k)$ обрабатывается таким же образом для нахождения второй функции - $c_2(k)$, после чего процесс продолжается:

$$r_2(k) = r_1(k) - c_2(k) .$$

Остановка процесса декомпозиции сигнала на составляющие IMF должна происходить при превращении остатка $r_n(k)$ в тренд сигнала с числом экстремумов не более трех.

Таким образом, метод ННТ позволяет оценить начало процесса девиации параметров мгновенных амплитуд и фаз нескольких, эмпирически выделенных, частотных составляющих на их интервале стационарности, равном τ . Несущие частоты составляющих определяются преобразованием Фурье, выполняющим функцию фазовращателя преобразования Гильберта.

Кратномасштабный анализ сигналов. В общем случае, произвольный сигнал состоит из множества разнотипных составляющих: от информационной до всякого рода возмущений и помех. Для декомпо-

зиции сигнала на составляющие и отделения информационной части с учетом разрешения по времени и по частоте, используют вейвлетный кратномасштабный анализ (КМА). Анализ позволяет получить хорошее разрешение по времени (плохое по частоте) на высоких частотах и хорошее разрешение по частоте (плохое по времени) на низких частотах. Этот подход становится особенно эффективным, когда сигнал имеет высокочастотные компоненты короткой длительности и протяженные низкочастотные компоненты. Именно такие сигналы и встречаются чаще всего на практике.

Идея КМА заключается в том, что разложение сигнала производится по ортогональному базису, образованному сдвигами и кратномасштабными копиями вейвлетной функции. Свертка сигнала с вейвлетом позволяет выделить характерные особенности сигнала в области локализации этих вейвлетов, причем, чем больший масштаб имеет вейвлет, тем более широкая область сигнала будет оказывать влияние на результат свертки [5]. КМА основан на разложении исходного сигнала при помощи вейвлета и его скейлинг функции. Для вейвлета Хаара эти функции выглядят следующим образом[6]:

$$\varphi_{m,k}(x) = 2^{2m/2} \varphi(2^m x - k) ,$$

$$\psi_{m,k}(x) = 2^{2m/2} \psi(2^m x - k) .$$

где φ - скейлинг функция (аппроксимирующая), ψ - вейлет функция (детализирующая).

Ортогональный кратномасштабный анализ можно представить следующим образом. Пространство сигналов $s(t)$ обозначим как $L^2(R)$, которое содержит систему вложенных подпространств $V_m \subset L^2(R)$ ортогональных друг другу. Данная система должна удовлетворять следующим условиям:

Условие вложенности:

$$V_m \subset V_{m+1} .$$

Объединение подпространств V_m совпадает с $L^2(R)$:

$$\bigcup_{m \in I} V_m = L^2(R) .$$

Условие ортогональности подпространств:

$$\bigcap_{m \in I} V_m = \{0\} .$$

$$v(t) \in V_m \Leftrightarrow v(2t) \in V_{m+1}, \quad v(t) \in V_m \Leftrightarrow v(t/2) \in V_{m-1}.$$

Для пространства V_0 существует функция $\varphi(t) \in V_0$, целочисленные сдвиги которой по аргументу образуют ортонормированный базис пространства V_0 :

$$\varphi_{0,k} = \varphi(t - k), \quad k \in I \quad (k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots).$$

Из этих условий следует, что если подпространство V_0 имеет ортонормированный базис $\varphi_{0,k}$, то и все остальные подпространства также имеют ортонормированные базисы, которые образуются масштабным преобразованием базиса $\varphi_{0,k}$:

$$\varphi_{m,k}(t) = a^{m/2} \varphi(a^m t - k), \quad m, k \in I.$$

Обычно в КМА $a=2$. При этом из совокупности условий и уравнения приведенного выше следует, что перевод сигналов из пространства V_{m+1} в V_m соответствует децимации сигнала – двукратное прореживание, с соответствующим уменьшением в 2 раза числа отсчетов сигнала. Это эквивалентно низкочастотной фильтрации сигналов $v_{m+1}(t) \in V_{m+1}$, т.е. аппроксимация сигналов. Для исключения потери информации при восстановлении из спектра выделяется высокочастотная составляющая W_m . Пространство W_m еще называют детализирующим, поскольку оно содержит высокочастотную информацию необходимую для восстановления сигнала в более высоком разрешении.

Процесс разложения можно наглядно представить в следующем виде:

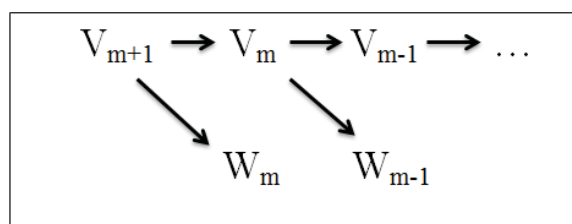


Рисунок 1 – Общий вид процесса вейвлет разложения сигнала

Физический смысл декомпозиции довольно прост. Исходное пространство (V_{m+1}) является пространством сигналов и функций с определенным частотным диапазоном. При разложении сигнала в пространство W_m отделяются высокие частоты, в V_m низкие.

На практике мы обычно имеем дело с цифровым сигналом $s(t)$ с конечным набором отсчетов. Для данных сигналов применяется быстрое вейвлет преобразование (алгоритм Малла [6]). В этом алгоритме

скейлинг функция и вейвлет функция представлены в виде фильтров высоких и низких частот соответственно. Аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты получаются при помощи свертки исходного сигнала с этими фильтрами. Набор коэффициентов для фильтров низких частот (скейлинг функции) трех членов семейства вейвлетов Добеши выглядит следующим образом:

Таблица 1

n	$\{h_k\}$
1	$\{h_k\} = \left\{ \frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2} \right\}$
2	$\{h_k\} = \left\{ \frac{1-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \frac{3-\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \frac{3+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, \frac{1+\sqrt{3}}{4\sqrt{2}} \right\}$
3	$\{h_k\} = \{0.332671, 0.806892, 0.459878, -0.135011, -0.085441, 0.035226\}$

При этом характерной чертой данного семейства является то, что коэффициенты фильтра высоких частот могут быть вычислены по следующей формуле:

$$g_k = (-1)^k h_{1-k} .$$

Процесс фильтрации можно представить следующим образом.

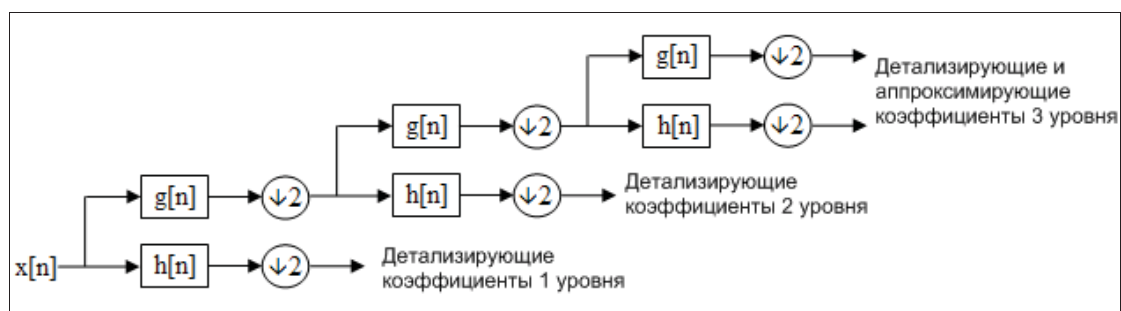


Рисунок 2 – Вейвлет разложения сигнала по алгоритму Малла

Таким образом, метод вейвлет-анализа, дополняя метод ННТ, позволяет детализировать и параметрически оценить значения девиации параметров внутри интервала стационарности τ .

Практическая часть ННТ. Как показали предыдущие исследования, для диагностики дефектов подшипников достаточно проанализировать только первую IMF, поскольку если их будет больше, повреждение распределится по остальным модовым функциям и без априорной информации о сигнале выявить их трудно [8]. Для примера

приведены графики сигнала подшипника с дефектом 0,021 дюймов и его первая IMF.

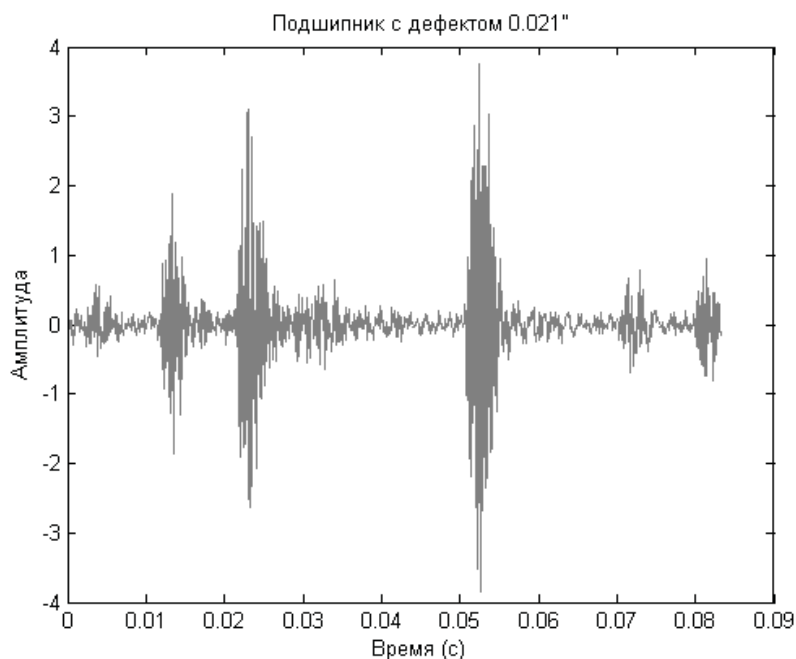


Рисунок 3 – Сигнал подшипника с размером дефекта 0.021”

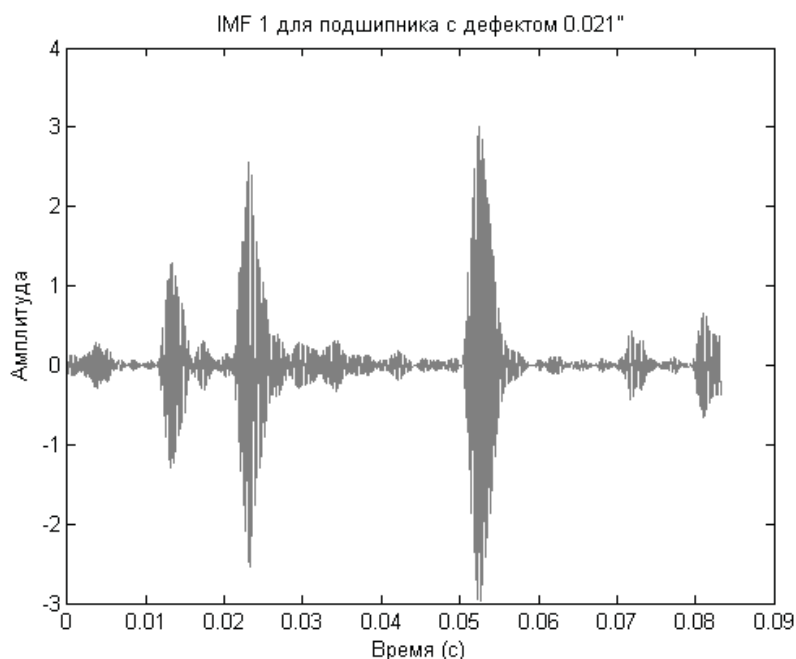


Рисунок 4 – IMF 1 подшипника с размером дефекта 0.021”

Анализ IMF был проведен несколькими методами. Один из них это вычисление огибающей амплитуды $|a(n)|$ из IMF[7]. Для извлечения $|a(n)|$ можно использовать метод демодуляции амплитуды основанный на дискретном преобразовании Гильберта:

$$H[y(n)] = F^{-1}\{F\{y(n)\} * u(n)\} ,$$

где $F\{\}$ и $F^{-1}\{\}$ - прямое и обратное быстрое преобразование Фурье, $u(n)$ заданное как:

$$u(n) = \begin{cases} 1, & n = 0, \frac{N}{2} \\ 2, & n = 1, 2, \dots, \frac{N}{2} - 1 \\ 0, & n = \frac{N}{2} - 1, \dots, N - 1 \end{cases},$$

а $|a(n)|$ вычисляется следующим образом:

$$|a(n)| = \sqrt{y^2(n) + (H[y(n)])^2}.$$

Графически амплитуда огибающей $|a(n)|$ выглядит как это приведено на рисунке 5.

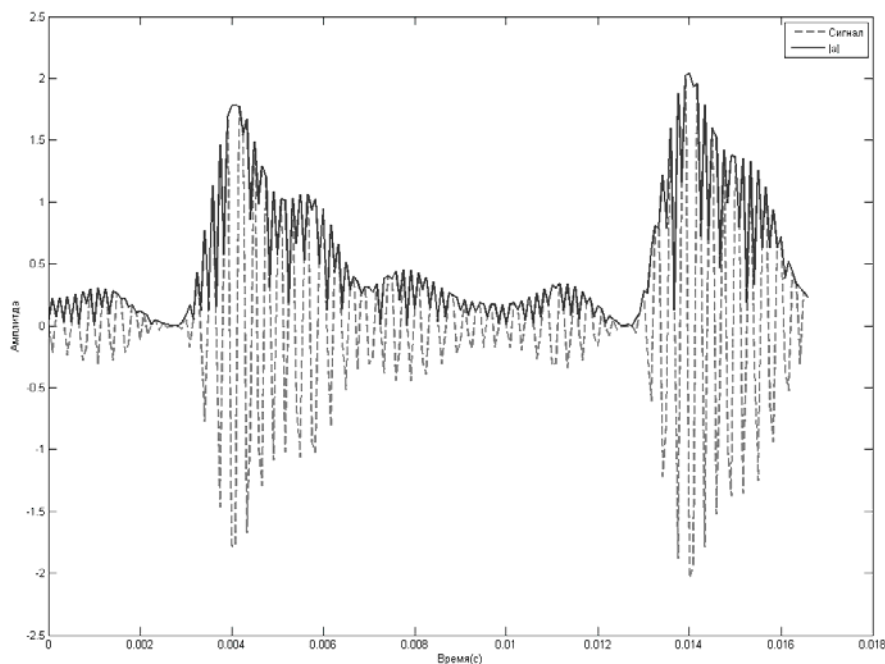


Рисунок 5 – Огибающая амплитуды сигнала

Второй метод заключается в вычислении плотности мощности спектра Гильберта.

$$E = \sqrt{\sum_{i=0}^N |x(i)|^2}.$$

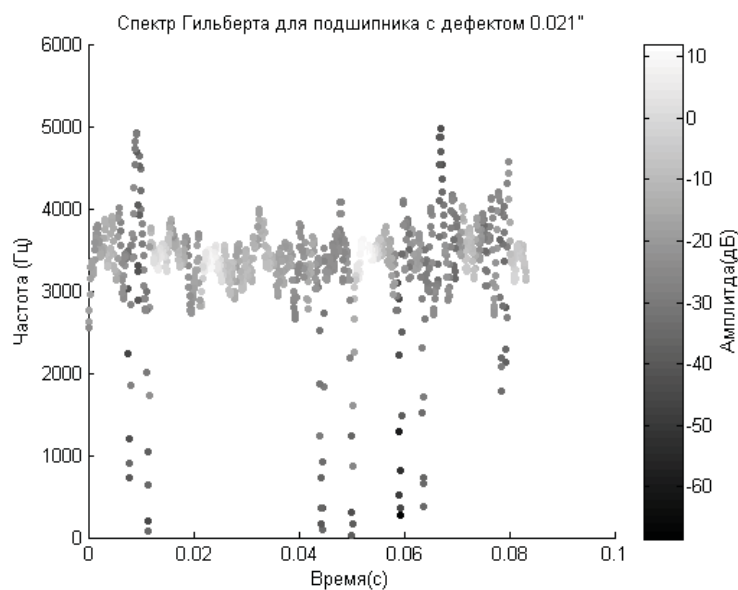


Рисунок 6 – Спектр Гильберта подшипника с размером дефекта 0.021”

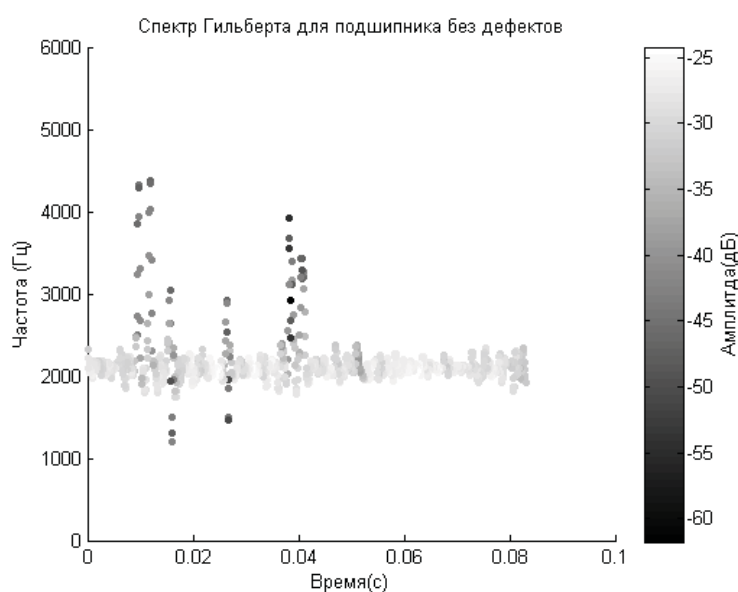


Рисунок 7 – Спектр Гильберта подшипника без дефектов

Последний метод основан на вычислении стандартного отклонения мгновенной амплитуды полученной в результате преобразования Гильберта. В работе все эти методы применялись для определения дефектного состояния подшипников. На подшипники были нанесены точечные дефекты размером 0.007, 0.014, 0.021 дюймов в диаметре электроэрозионным способом. Ниже приведена таблица с перечисленными выше показателями, которые были рассчитаны для вибросигналов нормальных и дефектных подшипников.

	ННТ		
	Амплитуда огибающей по методу демодуляции сигнала	Плотность мощности спектра Гильберта	Стандартное отклонение амплитуды
	$ a $	E	$s(x)$
Подшипник без повреждений (normal_de)	0,01	1,44	0,01
Подшипник с повреждением 0,007'' (sig_007)	0,41	559,96	0,57
Подшипник с повреждением 0,021'' (sig_021)	0,47	576,49	0,60
sig_021/sig_007	1,15	1,03	1,05
sig_007/normal_de	29,13	388,45	47,97
sig_021/normal_de	33,60	399,91	50,58

В последних трех строках таблицы приведены отношения характеризующие степень изменения анализирующих показателей в зависимости от размера дефекта. Например, строка «sig_021 / normal_de» для столбца E показывает то, что метод расчета плотности мощности спектра более точно определяет дефектный подшипник по отношению к нормальному подшипнику. Хотя различия размеров дефекта лучше видно по методу вычисления амплитуды огибающей. Эффективность метода вычисления плотности мощности спектра обусловлена тем, что данные значения не зависят от фазовых характеристик сигнала. Из-за случайности и независимости фаз сигнала методы анализа вариабельности будут не так результативны как оценка плотности мощности.

Исследование результатов применения КМА. Так же как и в предыдущем случае использования ННТ здесь приводится сравнительная таблица детализирующих вейвлет-коэффициентов для различных дефектов подшипников (таблица 3). Детализирующие коэффициенты обладают свойством определять флуктуации сигналов ме-

жду различными уровнями частотной декомпозиции (на базе вейвлет-преобразований). Вейвлет-разложение проводилось с использованием четвертого вейвлета Добеши по алгоритму Малла до третьего уровня.

Таблица 3

	Вейвлет коэффициенты		
	cD1	cD2	cD3
Подшипник без повреждений (normal_de)	0,01	0,06	0,10
Подшипник с повреждением 0,007'' (sig_007)	0,69	0,68	0,15
Подшипник с повреждением 0,021'' (sig_021)	0,65	0,61	0,20
sig_021/sig_007	0,94	0,90	1,33
sig_007/normal_de	50,34	11,03	1,55
sig_021/normal_de	47,12	9,94	2,06

В трех последних строках показано, что детализирующий коэффициент первого уровня (cD1) более точно определяет дефектный подшипник по отношению к нормальному. А коэффициент третьего уровня (cD3) лучше отражает различие в размерах дефектов. Это связано с тем, что при дефекте подшипника аномалия в спектре возникает на высоких частотах, в то время как в спектре для нормального подшипника отсутствуют данные частоты. С другой стороны, различие между размерами дефектов проявляется на низких частотах, поскольку их лучше видно по cD3 ($\text{sig_021/sig_007} = 1.33$). Как известно первый уровень декомпозиции сигнала (cD1) обладает самой высокой степенью детализации—детализирующий коэффициент характеризует область высоких частот. Тогда как последний уровень декомпозиции (в данном случае третий) характеризует самую грубую аппроксимацию сигнала, т.е. соответствующий детализирующий коэффициент отражает более низкие частоты сигнала.

Выводы. Как видно из таблицы 2 методы ННТ показывают высокую степень изменения состояния подшипника при возникновении дефектов. Исследования показали, что наиболее эффективным методом первичного анализа (основанным на ННТ) является оценка плот-

ности мощности спектра Гильберта, поскольку энергия потерь в дефектном подшипнике гораздо больше энергии подшипника без повреждений.

Вейвлет анализ лучше выявляет разницу между размерами дефекта подшипника, поскольку они локализованы на низких частотах спектра.

Последовательная композиция рассмотренных методов позволит выполнить задачи раннего обнаружения зарождающегося дефекта подшипника качения (расчёт предельного ресурса), его поддетальной дефектации и дальнейшего прогнозирования сроков и объемов планово-предупредительного ремонта двигателя.

ЛИТЕРАТУРА

1. Михалёв А.И., Сухомлин Р.А. Оценивание хаотических ритм-сигналов в задачах диагностики динамических систем //Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных работ. - Выпуск 3 (74). - Днепропетровск, 2011. - С.145 - 151.
2. Михалёв А.И., Прядко Н.С., Сухомлин Р.А. Вейвлет-анализ акустических сигналов процесса струйного измельчения //Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных работ. - Выпуск 3 (80). - Днепропетровск, 2012. – С. 122-127.
3. The Hilbert-Huang transform and its applications /Editors: Norden E. Huang, Samuel S.P. Shen. - World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. 5, Toh Tuck. - Link, Singapore.
4. Huang N. E. Shen Z., Long S. R., Wu M. C., Shih H. H., Zheng Q., Yen N.-C., Tung C. C., and Liu H. H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proceedings of R. Soc. London, Ser. A, 454, 1998.-P. 903-995.
5. Дремин И.Л. и др. Вейвлеты и их использование. / Успехи физических наук, 2001, т.171, № 5, С. 465-501.
6. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов: Пер. с англ. – М.: Мир, 2005. – 671 с., ил.
7. Case Western Reserve University Bearing Data Center. Seeded Fault Test Data [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.eecs.case.edu/laboratory/bearing/welcome_overview.htm
8. Amirat Y., Choqueuse, V., Benbouzid, M.E.H., Charpentier, J.F. Bearing fault detection in DFIG-based wind turbines using the first Intrinsic Mode Function. 2010 XIX International Conference on Electrical Machines (ICEM).
9. T. Kijewski-Correa, A.M.ASCE, A. Kareem, M.ASCE. Efficacy of Hilbert and Wavelet Transforms for Time-Frequency Analysis. Journal of Engineering Mechanics, Vol. 132, No. 10, October 2006.-P. 1037-1049.