

А.И. Михалев, В.Н. Журавлев, Р.А. Сухомлин, М.И. Гасик
**МЕТОДЫ ГИЛЬБЕРТА-ХУАНГА И КМА В ЗАДАЧАХ
ИДЕНТИФИКАЦИИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ
АВИАЦИОННЫХ РЕДУКТОРОВ**

Аннотация. Статья посвящена идентификации технического состояния авиационного редуктора на основе измеренного вибросигнала. Анализ вибросигналов проводился методами основанными на преобразовании Гильберта-Хуанга и кратномасштабном анализе.

Ключевые слова: авиационный узел, кратномасштабный анализ, преобразование Гильберта-Хуанга.

Введение. В работе рассматриваются два метода анализа сигналов: метод основанный на преобразовании Гильберта-Хуанга (англ. ННТ) и метод кратномасштабного анализа (КМА), а также на основе анализа вибрационных сигналов авиационного редуктора в режиме его стендовых испытаний проведено их сравнение. В процессе испытаний фиксировались этапы изменения технического состояния (ТС) редуктора. Наличие переходных процессов при изменении ТС позволило провести идентификацию состояния редуктора вышеуказанными методами.

Выбор методов произведен, исходя из положительных результатов анализа вибросигналов роторного двигателя мощностью 2,2 кВт, которые получены с использованием этих методов [1]. В процессе решения была выявлена зависимость показателей ННТ и вейвлет-преобразования сигналов от ТС двигателя, характеризующаяся изменением энергии спектра анализируемого сигнала. Как будет показано ниже, подобная зависимость характерна и при анализе технического состояния авиационного узла.

Математические основы КМА. Основная идея кратномасштабного анализа (КМА) заключается в описании функции в виде совокупности ее последовательных приближений. Другими словами представление анализируемого пространства в виде вложенного множества линейных пространств:

$$V^0 \subset V^1 \subset \dots \subset V^j \subset \dots$$

Разрешение функций в V^j возрастает с увеличением j . Базисные функции, которые входят в V^j , называются масштабирующими φ^j . Эти функции, по сути, являются последовательными аппроксимациями исходной анализирующей функции. А поскольку процесс аппроксимации можно обратить, т.е. провести обратную (восходящую) аппроксимацию, то в итоге можно получить V^{j+1} из V^j . Чтобы это стало возможным необходимо определить еще одно пространство W^j , которое будет дополнением V^j до V^{j+1} . Пространство W^j называется детализирующим, а базисные функции которые в него входят, называются вейвлет-функциями ψ^j . Следовательно, любая функция в V^{j+1} может быть записана в виде суммы однозначно определенной функции из пространства V^j и однозначно определенной функции из пространства W^j .

Масштабирующие и вейвлет функции обладают несколькими важными свойствами с точки зрения КМА:

Наличие вложенности подпространств эквивалентно уточняемости масштабирующих функций [2]:

$$c^j = P^j c^{j-1} \quad (1)$$

где c^j - коэффициент, выраженный в терминах некоторого базиса масштабирующих функций, P^j - некая постоянная матрица.

Поскольку пространство вейвлетов W^j является как-бы подпространством V^j , можно выразить вейвлет-функцию как линейную комбинацию масштабирующих функций

$$d^j = Q^j c^{j-1} \quad (2)$$

где d^j - коэффициент, выраженный в терминах некоторого базиса вейвлет функций, Q^j - некая постоянная матрица.

На основании всего вышеприведенного можно описать вейвлет-разложение в матричном виде.

Пусть имеются коэффициенты выраженный в терминах некоторого базиса масштабирующих функций:

$$c^j = [c_0^j \dots c_{v(j)-1}^j]^T,$$

где $v(j)$ - размерность масштабирующего пространства V^j .

Допустим, что нам необходимо получить c^j с низким разрешением (c^{j-1}). Это можно сделать, применив определенную форму линейной фильтрации и децимации значений c^j :

$$c^{j-1} = A^j c^j, \quad (3)$$

где A^j - постоянная матрица.

Потерянная информация в процессе фильтрации записывается в другой столбец d^{j-1} :

$$d^{j-1} = B^j c^j, \quad (4)$$

где B^j - постоянная матрица, связанная с матрицей A .

Матрицы A и B принято называть фильтрами анализа, а процесс разбиения c^j на c^{j-1} и d^{j-1} декомпозицией. Если A и B выбраны правильно, можно провести восстановление исходного сигнала c^j :

$$c^j = P^j c^{j-1} + Q^j d^{j-1}. \quad (5)$$

Матрицы P и Q (выражения (1) и (2)) называются фильтрами синтеза.

Поскольку c^j можно восстановить из последовательности $c^0, d^0, d^1, \dots, d^{j-1}$, то можно сказать о том, что эта последовательность полностью описывает анализируемый сигнал и в целом характеризует вейвлет-преобразование исследуемого сигнала. В свою очередь процесс декомпозиции можно провести рекурсивно и, следовательно, описать его в виде иерархической схемы:

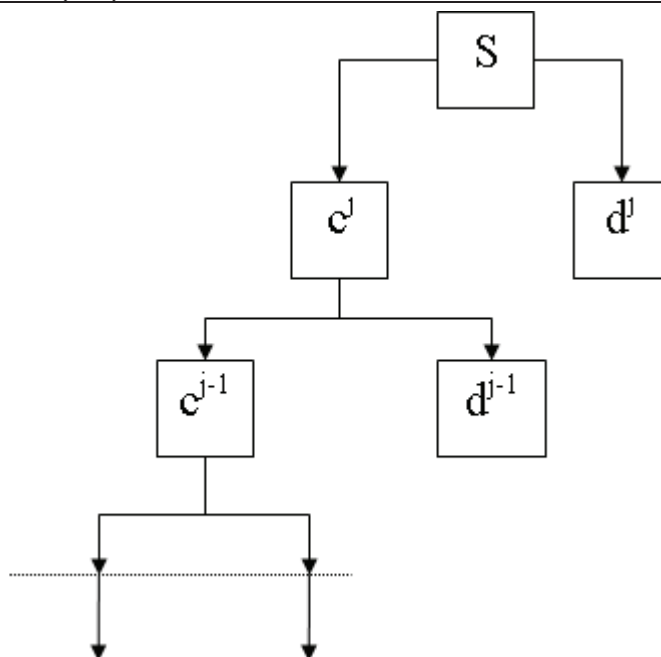


Рисунок 1 – Схема процесса декомпозиции
($S = s(t)$ – исходный сигнал)

Анализ вибросигналов авиационного узла. В данном разделе статьи приведены результаты процесса идентификации ТС АУ методами ННТ и вейвлет-преобразования. Способ их вычисления можно найти в работах [1, 3, 4]. Результаты обработки вибросигналов, характеризующих 4 ТС АУ (файлы SIGNAL_ $i=1,4$), представлены в таблицах 1-3.

Таблица 1

	ННТ		
	Амплитуда огибающей по методу демодуляции сигнала	Спектральная плотность мощности спектра Гильберта	Стандартное отклонение амплитуды
	$ a $	W	$s(x)$
SIGNAL_1	0,0014489	0,0000162	0,0018404
SIGNAL_2	0,0028693	0,0000547	0,0034982
SIGNAL_3	0,0035904	0,0000775	0,0043536
SIGNAL_4	0,0037882	0,0000867	0,0045380

Ниже приведена таблица с вейвлет коэффициентами: $cD1$ – стандартное отклонение детализирующего коэффициента первого уровня декомпозиции, $cD2$ – второго уровня декомпозиции и т.д.

Таблица 2

	Вейвлет коэффициенты		
	$cD1$	$cD2$	$cD3$
SIGNAL_1	0,0048410	0,0105530	0,0306110
SIGNAL_2	0,0063770	0,0208370	0,0569860
SIGNAL_3	0,0068790	0,0232930	0,0648030
SIGNAL_4	0,0071410	0,0242060	0,0646650

Таблица 3

	Плотность мощности вейвлет коэффициентов		
	W_{cD1}	W_{cD2}	W_{cD3}
SIGNAL_1	0,0000074	0,0000352	0,0002964
SIGNAL_2	0,0000129	0,0001372	0,0010292
SIGNAL_3	0,0000151	0,0001716	0,0013284
SIGNAL_4	0,0000162	0,0001853	0,0013232

На основе показателей приведенных в таблицах 1 - 3 можно сделать следующие выводы:

Сигнал «SIGNAL_1» снят с авиационного узла в тот период времени, когда он находился в исправном техническом состоянии. Остальные сигналы сняты с узла в период времени, который соответствовал неисправному ТС, причем различной степени. В зависимости от степени дефекта можно составить следующий иерархический список:

1. «SIGNAL_2» - сигнал соответствует наименьшей степени повреждения.
2. «SIGNAL_3» - сигнал соответствует средней степени повреждения.
3. «SIGNAL_4» - сигнал соответствует наибольшей степени повреждения.

Для визуального представления результатов анализа приведены графики спектров гильберта для SIGNAL_1 и SIGNAL_4.

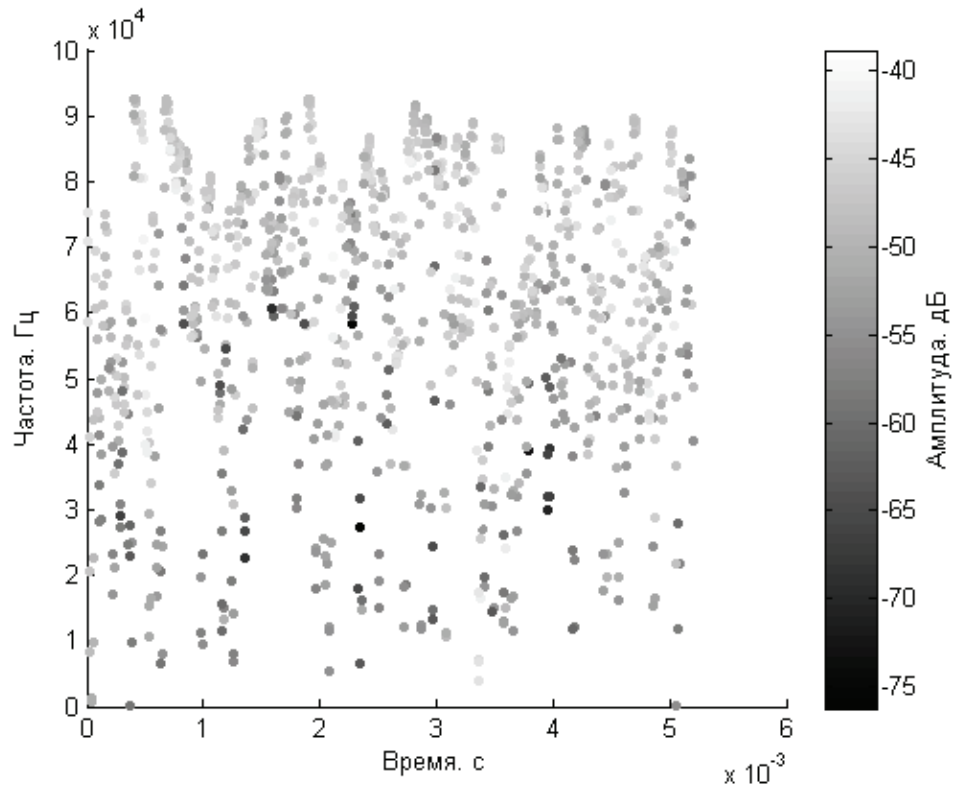


Рисунок 2 – Спектр Гильберта сигнала SIGNAL_1

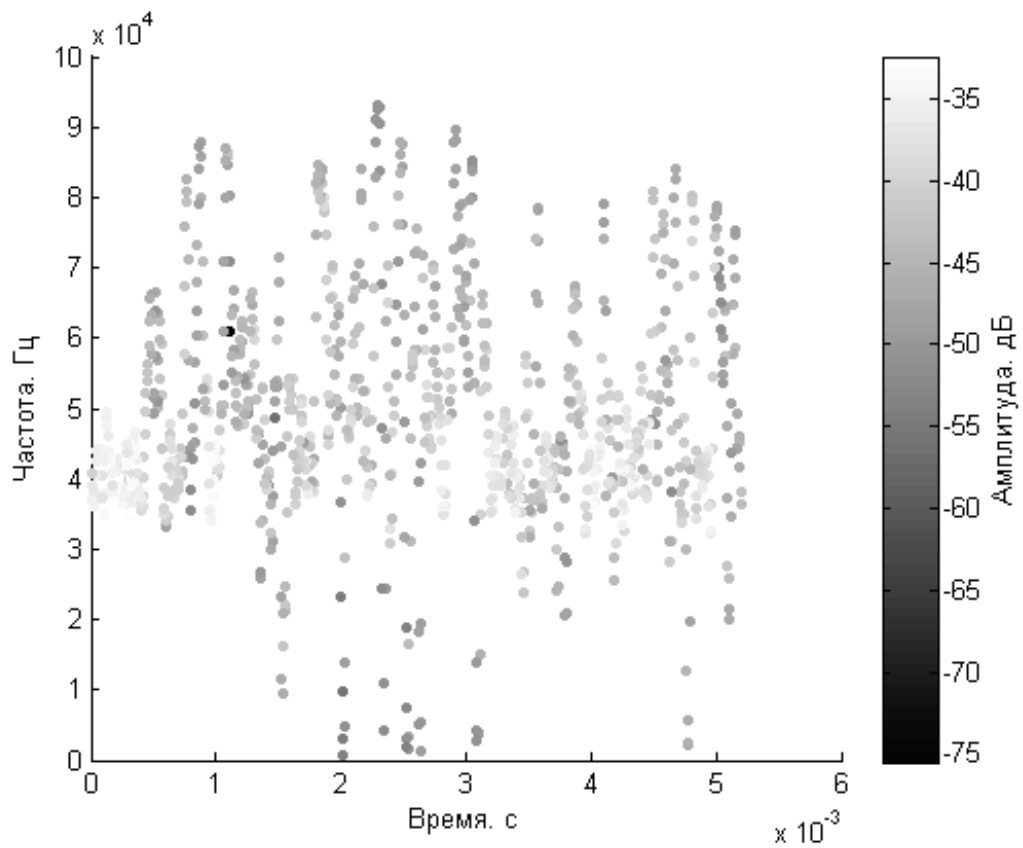


Рисунок 3 – Спектр Гильберта сигнала SIGNAL_4

Сравнив два приведенных графика, даже визуально можно заметить что энергия SIGNAL_4 превышает энергию SIGNAL_1. Этот факт подтверждает выводы, сделанные на основе рассчитанных показателей в вышеприведенных таблицах.

В то же время, следует заметить, что все сделанные выводы являются всего лишь предположением о ТС узла. Вместе с тем фактически файлы SIGNAL_i= $\overline{1,4}$ отражают следующее:

1. «SIGNAL_1» - изменен алгоритм управления узлом.
2. «SIGNAL_2» - деталь заменена.
3. «SIGNAL_3» - узел отработал более 100 часов.
4. «SIGNAL_4» - неисправна одна деталь.

В свою очередь, сравнив фактические ТС с предполагаемыми, основанными на результатах анализа приведенными выше методами, можно сказать о том, что эти методы позволяют определить моменты времени возникновения дефектов и тенденции изменения технического состояния авиационного узла в целом.

Для подтверждения сделанных выводов применим метод **движущегося окна** с целью вычисления математического ожидания и дисперсии коэффициентов вейвлет-анализа и ННТ, рассчитанных для последовательностей отсчетов сигнала авиационного узла. Последовательности были предварительно получены при движении окна заданной длины по сигналу. При этом перекрытие соседних окон составляло 50%. Длина окна соответствовала *фундаментальному периоду* – интервалу времени, за который анализируемая система проходит все свои состояния и возвращается в исходное. Математическое ожидание и дисперсия, рассчитанные таким образом будут также отражать ТС узла. Значения данных оценок должны увеличиваться при ухудшении ТС, поскольку данная тенденция вызывает флюктуацию амплитуды. Результаты вычислений приведены в таблицах ниже.

Таблица 4

	Математическое ожидание ННТ		
	Амплитуда огибающей по методу демодуляции сигнала	Спектральная плотность мощности спектра Гильберта	Стандартное отклонение амплитуды
	$ a $	W	$s(x)$
SIGNAL_1	0,0014620	0,0165380	0,0018590
SIGNAL_2	0,0029210	0,0560050	0,0035600
SIGNAL_3	0,0035700	0,0779270	0,0043080
SIGNAL_4	0,0038860	0,0903880	0,0046600

Таблица 5

	Математическое ожидание вейвлет коэффициентов		
	$cD1$	$cD2$	$cD3$
SIGNAL_1	0,004905	0,010668	0,029986
SIGNAL_2	0,006382	0,020949	0,056394
SIGNAL_3	0,006902	0,023008	0,064091
SIGNAL_4	0,007250	0,024447	0,064523

Вычисленное математическое ожидание, как и предполагалось, увеличивается при ухудшении ТС узла.

Таблица 6

	Дисперсия ННТ		
	Амплитуда огибающей по методу демодуляции сигнала	Спектральная плотность мощности спектра Гильберта	Стандартное отклонение амплитуды
	$ a $	W	$s(x)$
SIGNAL_1	3,32E-10	1,4E-07	4,91E-10
SIGNAL_4	9,62E-09	1,28E-05	1,31E-08
SIGNAL_3	1,54E-08	1,64E-05	2,05E-08
SIGNAL_2	1,55E-08	1,34E-05	2,09E-08

Таблица 7

	Дисперсия вейвлет коэффициентов		
	<i>cD1</i>	<i>cD2</i>	<i>cD3</i>
SIGNAL_1	1,34E-09	1,03E-08	3,48E-07
SIGNAL_2	3,46E-09	4,85E-08	5,69E-07
SIGNAL_3	3,80E-09	5,27E-08	8,36E-07
SIGNAL_4	5,26E-09	7,78E-08	6,99E-07

С другой стороны, вычисленная дисперсия показателей ННТ только частично подтверждает сделанные предположение. Например, дисперсия сигнала SIGNAL_1 (изменен алгоритм управления узлом) намного меньше дисперсий остальных сигналов. Однако, если сравнить дисперсии сигналов SIGNAL_2 (деталь заменена) и SIGNAL_4 (неисправна одна деталь), то получается, что SIGNAL_4 меньше SIGNAL_2, хотя с точки зрения логики должно быть наоборот. Расхождения есть также среди самих показателей ННТ, а именно: спектральная плотность мощности спектра Гильберта хуже всех остальных (амплитуда огибающей по методу демодуляции сигнала, стандартное отклонение амплитуды) отражает ТС двигателя. Это связано с тем, что периодограммный метод не является состоятельной оценкой СПМ, поскольку дисперсия такой оценки сравнима с ее математическим ожиданием [5]. С ростом длины анализируемого сигнала значение СПМ начинает все быстрее флуктуировать. Соответственно, если заменить периодограммный метод вычисления СПМ на более эффективный, например, на метод Уэлча [5], погрешность дисперсии заметно уменьшится.

Сравнив значения, приведенные в таблицах 6 и 7 можно сказать, что дисперсия показателей вейвлет-преобразования в отличие от ННТ не выходит за пределы теоретических предположений (ухудшение ТС приводит к увеличению дисперсии). Наиболее вероятными причинами такого несоответствия могло являться следующее:

Сигнал зашумлен. Поскольку вейвлет-преобразование характеризуется фильтрующим свойством подавления шумов [6], то на нем это не отражается, в отличие от ННТ, который не обладает данными свойствами.

Отсутствие априорной информации о сигнале вынуждает анализировать только первую модовую составляющую преобразования Хуанга. Данная компонента помимо информационной составляющей содержит также шум, что связано со свойствами данного преобразования [7]. Остальные модовые составляющие сигнала зашумлены в меньшей степени, но не могут быть учтены при анализе. В результате этого могла возникнуть погрешность дисперсии показателей ННТ.

Краевые дефекты метода интерполяции. В ННТ использовался метод интерполяции кубическим сплайном, которые обладают краевыми дефектами, что могло вызвать погрешность значений дисперсии. Но после проверки, которая состояла в замене данного метода на методы интерполяции Акима и Эрмита результаты не изменились. Отсюда следует, что проблема не в методах интерполяции.

Выводы. Отличия рассмотренных выше методов заключается в их недостатках и достоинствах. К недостаткам КМА сигналов можно отнести трудности с выбором анализирующего вейвлета и обязательное условие стационарности сигнала. Преимуществом данного метода является подавление шумов и детальный анализ частотного спектра. Преобразование Гильберта-Хуанга, с другой стороны, требует априорную информацию о сигнале и очистку от шумов, но не требует доказательства стационарности. В результате сравнения, проведенного в работе, можно сказать, что методы примерно равны по эффективности, которая зависит еще и от характеристик самого сигнала.

Несмотря на недостатки приведенных методов, они оказались довольно эффективными в сложной задаче анализа ТС авиационного узла. Интересно также то, что тенденция изменения показателей Гильберта-Хуанга и вейвлет-анализа от ТС авиационного узла такая же, как и при анализе двигателя мощностью 2,2 кВт. Это является характерным следствием увеличения мощности вибросигнала объекта исследования при возникновении дефектов.

В целом оба рассмотренных нами метода позволили провести идентификацию ТС АУ.

ЛИТЕРАТУРА

1. Михалёв А.И., Журавлев В.Н., Сухомлин Р.А. Комбинированный метод анализа сигналов на основе Гильберта-Хуанга и вейвлет-преобразований в задаче диагностики дефектов подшипников // Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных работ. - Выпуск 1 (78). - Днепропетровск, 2012. – С. 165-177
 2. Столниц Э., ДеРоуз Т., Салезин Д. Вейвлеты в компьютерной графике: Пер. с англ. – Ижевск: НИЦ "Регулярная и хаотическая динамика", 2002, 272 стр.
 3. 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).
 4. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов – СПб.: Питер, 2002. – 608 с., ил.
 5. Марпл-мл. С. Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / Пер. с англ. – М.: Мир, 1990. - 265 с., ил.
 6. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов: Пер. с англ. – М.: Мир, 2005. – 671 с., ил.
- Давыдов В.А., Давыдов А.В. Очистка геофизических данных от шумов с использованием преобразования Гильберта-Хуанга.// Электронное научное издание "Актуальные инновационные исследования: наука и практика", - 2010, № 1. – электронный ресурс: <http://www.actualresearch.ru>.