

УДК 621.129.13

Ш.Ч. Кан^{1,2}, А.В. Микулович¹, В.И. Микулович¹

АНАЛИЗ НЕСТАЦИОНАРНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ГИЛЬБЕРТА – ХУАНГА

Исследуется новый метод обработки нестационарных сигналов сложной внутренней структуры – преобразование Гильберта – Хуанга, под которым понимается совокупность эмпирической декомпозиции мод и гильбертова спектрального анализа. В общем случае данное преобразование представляет собой частотно-временной анализ исходных данных и не требует априорного функционального базиса. Эффективность нового подхода проиллюстрирована на примере анализа смоделированных и вибрационных сигналов подшипников качения и редуктора вертолета.

Введение

Возникающие в любом промышленном оборудовании вибрационные процессы достаточно полно отображают техническое состояние многих деталей и узлов, а также характер протекания рабочего процесса. Поэтому вибрационная диагностика не только позволяет обнаруживать неисправности, но и выявлять их причины, например повышенные динамические нагрузки или переменные напряжения. Однако определение необходимых информативных параметров и характеристик вибрации (диагностических признаков) является весьма сложной задачей. Это прежде всего связано с выбором соответствующих методов обработки механических колебаний, учитывающих их реальную структуру и свойства [1].

В настоящее время для обработки сигналов различного происхождения в большинстве случаев применяются классические методы спектрального анализа, основанные на дискретном преобразовании Фурье. Однако существуют некоторые значительные ограничения спектрального Фурье-анализа: исследуемая система должна быть линейной; анализируемые данные должны быть или периодическими, или стационарными, или, по меньшей мере, квазистационарными. В противном случае полученный спектр не будет иметь физического смысла. Следует отметить, что требование стационарности является общим для большинства известных методов анализа данных. Кроме того, анализируемые данные обычно имеют конечную продолжительность, они часто получаются от несовершенных датчиков и обрабатываются с применением несовершенных вычислительных процедур. При этих условиях спектральный Фурье-анализ имеет ограниченное применение, так что некритическое его использование и необоснованное принятие допущений стационарности и линейности обрабатываемых данных могут дать неверные результаты [2, 3].

Указанные проблемы частично решаются спектральным Фурье-анализом во временном интервале (окне) ограниченной ширины (кратковременным, скользящим или оконным преобразованием Фурье). Путем плавного перемещения выбранного окна по оси времени можно получить распределение «время – частота». Поскольку этот метод основан на традиционном спектральном Фурье-анализе, принимается допущение о стационарности на коротких интервалах, что не всегда оправдано для нестационарных данных. Кроме того, существует непреодолимое противоречие между временным и частотным разрешениями: для локализации получаемой информации во времени длительность выбираемого интервала (ширина окна) должна быть малой, а разрешение по частоте требует большой длительности обрабатываемых временных рядов. Именно это ограничивает практическое применение данного метода [3, 4].

В последнее время в практике обработки сложных сигналов широко применяется вейвлетный анализ, позволяющий детально анализировать их структуру в частотно-временном представлении. По существу, вейвлет-анализ представляет собой спектральный анализ с регулируемым окном [5].

Основной проблемой вейвлет-преобразования является его неадаптивность. Как только выбран базовый вейвлет, его придется использовать для анализа всех данных. При выборе разных базисных функций разложение (декомпозиция) сигнала оказывается не единствен-

ным, в связи с этим выбор подходящей базисной функции вейвлета представляет достаточно сложную проблему [5, 6].

Другим эффективным методом частотно-временного анализа является распределение Вигнера – Вилле, иногда называемое вейвлетом Гейзенберга [3]. Существенным недостатком данного метода является возникновение перекрестных составляющих (интерференции), значительным образом усложняющих интерпретацию получаемого частотно-временного представления. Об этом свидетельствует наличие отрицательной энергии в некоторых частотных диапазонах. Хотя данный недостаток и можно устранить, метод частотно-временного анализа позволяет получать такие же результаты, как и оконное преобразование Фурье, и, следовательно, обладает всеми его недостатками.

Кроме вышеописанных, существуют и такие методы, как эмпирическое разложение по ортогональным функциям, эволюционный спектр, оценка тренда методом наименьших квадратов, сглаживание с помощью скользящего усреднения. Однако подобные методы, хотя и полезны, являются слишком специализированными [3].

Результаты краткого обзора методов обработки сигналов позволяют утверждать, что для представления некоторым базисом нестационарных временных рядов необходимо выполнение следующих условий: полноты, ортогональности, локальности, адаптивности.

Первое условие гарантирует точность разложения, а второе – наличие положительной энергии и позволяет избежать потерь (утечки). Эти требования являются стандартными для всех линейных методов разложения. Надо отметить, что даже эти условия в некоторых вышеперечисленных методах не выполняются, а последние два характерны для нестационарных данных. Наиболее критическим для нестационарности является требование локальности, поскольку в нестационарных данных нет масштаба времени и, следовательно, все события должны идентифицироваться временем их появления. Другими словами, необходимо, чтобы амплитуда (или энергия) и частота были функциями времени. Требование адаптивности также является важным, так как только путем адаптации к локальным изменениям имеющихся данных разложение может полностью учитывать лежащие в основе процессов физические законы, а не просто будут выполняться математические требования для аппроксимации данных. Кроме того, нельзя надеяться на то, что заранее определенный базис будет соответствовать всем явлениям, имеющим нестационарный или нелинейный характер. Наиболее простым способом выбора необходимого адаптивного базиса является получение его на основе самих данных. Такую возможность обеспечивает преобразование Гильберта – Хуанга [3].

В соответствии с преобразованием Гильберта – Хуанга обработка данных производится в два этапа. На первом этапе исходные данные с помощью эмпирической декомпозиции мод (ЭДМ) разлагаются на ряд отдельных компонентов, называемых существенными модальными функциями или эмпирическими модами (ЭМ). Таким образом, разложение данных происходит по базису, который получается из самих данных, а не выбирается из заранее известного набора. Второй этап состоит в применении преобразования Гильберта к каждому компоненту ЭМ и построении распределения «энергия – частота – время», т. е. гильбертова спектра, позволяющего сохранить временные локальные особенности анализируемых временных рядов.

Целью предлагаемой работы является применение преобразования Гильберта – Хуанга для анализа нестационарных сигналов, в частности вибрационных сигналов в автоматизированных системах контроля и диагностики состояния машинного оборудования.

1. Алгоритм эмпирической декомпозиции мод

ЭДМ включает разложение анализируемого сигнала на ряд эмпирических мод посредством процесса просеивания, причем каждая такая функция имеет определенный масштаб времени или определенную полосу частот и должна удовлетворять следующим двум условиям: во всем наборе данных число экстремумов и число пересечений нулевого уровня должно быть либо равным, либо отличаться максимум на единицу; в любой точке средние значения огибающих, определенных локальными максимумами и локальными минимумами, должны быть равны нулю.

Необходимо также отметить, что разложение в ЭДМ начинается с самой высокочастотной моды, содержащейся в сигнале $x(t)$, поэтому каждая последующая ЭМ содержит колебания более низкой частоты, чем предыдущая. Такое разложение основано на следующих допущениях: сигнал $x(t)$ имеет, по крайней мере, два экстремума (один минимум и один максимум); характеристический масштаб времени определяется временным промежутком между двумя последовательными экстремумами.

В общем случае для заданного сигнала $x(t)$ эффективный алгоритм ЭДМ состоит из следующих шагов [3, 7]:

Шаг 1. Определение всех экстремумов (максимумов и минимумов) исходного сигнала $x(t)$.

Шаг 2. Нахождение верхней $A_{\max}(t)$ и нижней $A_{\min}(t)$ огибающих по всем локальным максимумам и минимумам соответственно. Для этой цели чаще всего применяется интерполяция кубическими сплайнами.

Шаг 3. Вычисление среднего значения полученных огибающих $m_1(t)=[A_{\min}(t)+A_{\max}(t)]/2$.

Шаг 4. Выделение разности $h_1(t)=[x(t) - m_1(t)]$.

Если $h_1(t)$ не удовлетворяет двум условиям, указанным выше, то $h_1(t)$ используется в качестве исходного сигнала для повторения шагов 1–3 до тех пор, пока функция $h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t)$ будет удовлетворять указанному условию. В этом случае функция $c_1(t) = h_{1k}(t)$ будет являться первым компонентом ЭМ сигнала $x(t)$.

Шаг 5. Вычитая функцию $c_1(t)$ из $x(t)$, получим

$$x(t) - c_1(t) = r_1(t). \quad (1)$$

Функция $r_1(t)$ используется далее для выполнения шагов 1–4. В результате будет получена функция $c_2(t)$, которая будет вторым компонентом ЭМ сигнала $x(t)$.

Повторяя данную операцию, можно получить n компонентов ЭМ $x(t)$:

$$\left. \begin{aligned} r_1 - c_2(t) &= r_2 \\ &\vdots \\ r_{n-1} - c_n(t) &= r_n \end{aligned} \right\}. \quad (2)$$

Просуммировав уравнения (1) и (2), можно получить разложение $x(t)$ в виде

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n, \quad (3)$$

где r_n – остаток, который может быть трендом или постоянной величиной.

Для того чтобы компоненты ЭМ сохраняли физический смысл амплитудной и частотной модуляции, необходимо определить критерий остановки процесса просеивания. Это может достигаться или в случае ограничения, например, некоторой нормированной величины S , которая вычисляется из двух последовательных результатов просеивания как

$$S = \sum_{t=0}^T \left[\frac{|h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t)|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \right], \quad (4)$$

или в случае, когда остаток r_n становится монотонной функцией, из которой нельзя больше извлечь ЭМ.

Типовое значение для S обычно устанавливается между 0,2 и 0,3.

Рассмотренная процедура разложения действительно похожа на просеивание – выделение мельчайшей локальной моды из данных, изначально основанных на характеристическом временном масштабе. При этом процесс просеивания имеет двойной эффект: устраняются перекрывающиеся колебания и сглаживаются неравномерности амплитуд. Первое условие необходимо в случае, когда требуется увеличение значимости мгновенной частоты, а второе – в случае, когда амплитуды соседних колебаний сильно отличаются друг от друга.

2. Мгновенная частота, гильбертов и маргинальный спектры

Для каждого компонента ЭМ $c_i(t)$ можно найти преобразование Гильберта:

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau. \quad (5)$$

При таком определении $c_i(t)$ и $H[c_i(t)]$ образуют комплексно-сопряженную пару, что позволяет определить аналитический сигнал $z_i(t)$ в виде следующего выражения:

$$z_i(t) = c_i(t) + jH[c_i(t)] = a_i(t)e^{j\theta_i(t)}, \quad (6)$$

где $a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + H^2[c_i(t)]}$ – амплитуда; $\theta_i(t) = \arctg \frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)}$ – фаза сигнала.

Мгновенная частота может быть вычислена по формуле

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta_i(t)}{dt}. \quad (7)$$

Согласно (7) мгновенная частота – однозначная функция времени, т. е. каждому заданному моменту времени соответствует только одно значение частоты. Поэтому для получения значимой мгновенной частоты каждый компонент ЭМ $c_i(t)$ должен быть монокомпонентной функцией. Метод ЭДМ удовлетворяет этим требованиям.

После выполнения преобразования Гильберта на каждом компоненте ЭМ первоначальные данные могут быть выражены как действительные в следующей форме:

$$X(t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\theta_i(t)} = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j \int \omega_i(t) dt}. \quad (8)$$

Здесь остаток r_n опущен, поскольку он представляется либо монотонной, либо постоянной функцией. Хотя преобразование Гильберта может рассматривать монотонный тренд как часть более продолжительных колебаний, энергия, связанная с остаточным трендом, будет преобладающей. Поэтому для сохранения информации, содержащейся в других низкоэнергетических и более высокочастотных составляющих, итоговая неэмпирическая составляющая должна быть опущена.

Уравнение (8) позволяет найти амплитуду и частоту каждой составляющей в зависимости от времени.

Эти же данные при разложении в ряд Фурье будут определяться выражением

$$X(t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^{\infty} a_i e^{j\omega_i t}, \quad (9)$$

где a_i и ω_i являются постоянными.

Отличие между уравнениями (8) и (9) очевидно: ЭМ представляет обобщенное разложение в ряд Фурье. Изменяющаяся амплитуда и мгновенная частота не только существенно улучшают эффективность разложения, но и позволяют осуществлять разложение нестационарных данных. В случае разложения ЭМ амплитудная и частотная модуляции также отчетливо разделены. Таким образом удалось преодолеть ограничение постоянства амплитуды и фиксированной частоты в классическом Фурье-преобразовании.

Уравнение (8) также позволяет представить амплитуду и мгновенную частоту в зависимости от времени в виде трехмерного графика, причем контур амплитуды может быть выражен в координатах частоты и времени. Это частотно-временное распределение амплитуды называется амплитудным спектром Гильберта $H(\omega, t)$, или просто гильбертовым спектром.

Спектр Гильберта находится из выражения

$$H(\omega, t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j \int \omega_i(t) dt} . \quad (10)$$

Тогда маргинальный (контурный) спектр может быть определен следующим образом:

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt , \quad (11)$$

где T – длительность анализируемого сигнала; $H(\omega, t)$ – спектр Гильберта в координатах частоты и времени.

Маргинальный спектр дает меру суммарного вклада амплитуды (или энергии) каждого значения частоты. Он представляет совокупную амплитуду по всему диапазону данных в вероятностном смысле. Частота в случае гильбертова или маргинального спектров имеет совершенно другое значение по сравнению с Фурье-спектром. В Фурье-представлении наличие энергии на частоте ω означает составляющую синусоидальной или косинусоидальной волны, существующей на протяжении всего временного интервала данных, и то, что по всему временному интервалу данных имеется более высокая вероятность локального появления такой волны. Фактически гильбертов спектр есть взвешенное ненормированное совместное распределение амплитуды, частоты и времени. Вес, определяемый для каждой ячейки времени-частоты, есть локальная амплитуда. Следовательно, частота в маргинальном спектре указывает только на вероятность того, что существует колебание с этой частотой. Точное время появления такого колебания определяется в полном гильбертовом спектре.

Маргинальный спектр, рассчитанный в соответствии с выражением (11), является в некотором смысле аналогом частотного спектра Фурье для нестационарных сигналов, хотя между ними мало сходства, так как для нестационарных данных Фурье-спектр не имеет физического смысла.

3. Результаты компьютерного моделирования

Сначала преобразование Гильберта – Хуанга (рис. 1) применялось для анализа смоделированного сигнала $x(t)$, который представлял собой сумму амплитудно- и частотно-модулированной синусоидальной несущей с частотой, равной 60 Гц, и гармонического колебания с постоянными амплитудой и частотой, равной 200 Гц. Амплитуда и частота несущей были промодулированы тональными сигналами с частотой 15 и 30 Гц соответственно:

$$x(t) = (1 + 0,3 \sin(2\pi 15t)) \cos(2\pi 60t + 0,5 \sin(2\pi 30t)) + \sin(2\pi 200t) . \quad (12)$$

Мгновенная частота $f(t)$ данного сигнала определяется обычным образом:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} [2\pi 60t + 0,5 \sin(2\pi 30t)] = 60 + 15 \cos(2\pi 30t) . \quad (13)$$

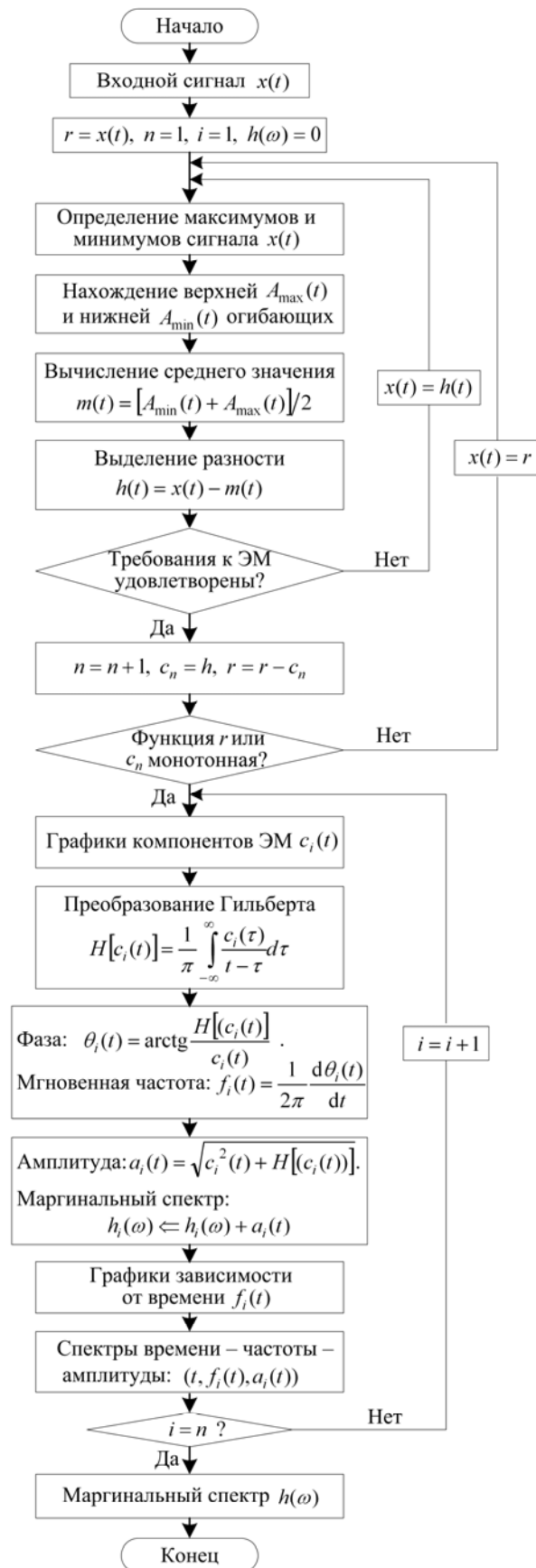


Рис. 1. Блок-схема алгоритма, реализующего преобразование Гильберта – Хуанга

Диапазоны изменения параметров модулирующих сигналов:

– частоты

$$45 \leq f(t) \leq 75 \text{ Гц}; \tag{14}$$

– амплитуды

$$0,7 \leq a(t) \leq 1,3, \tag{15}$$

где

$$a(t) = 1 + 0,3 \sin(2\pi 15t). \tag{16}$$

Смоделированный сигнал дискретизировался с частотой 2000 Гц. Полученные результаты анализировались в сравнении с лучшим существующим в настоящее время методом – вейвлет-анализом.

На рис. 2, *а* показан исходный сигнал и результаты его декомпозиции с помощью метода ЭДМ на два компонента: ЭМ1 – синусоидальную часть смоделированного сигнала с частотой 200 Гц и ЭМ2 – составляющую с амплитудной и частотной модуляциями. В правой части рис. 2, *б* в цвете представлена шкала изменения интенсивности амплитуды от 0 до 1,5. На графике присутствует составляющая с частотой 200 Гц, которая практически не изменяется в зависимости от времени, и одна частотная полоса с центром около 60 Гц, где прослеживается внутриволновая частотная модуляция с периодом 0,033 с в диапазоне от 45 до 75 Гц, что соответствует формулам (13) и (14). Следует обратить внимание на то, что амплитуда сигнала на частоте 60 Гц изменяется на периоде с частотой примерно 15 Гц, что также соответствует формуле (16).

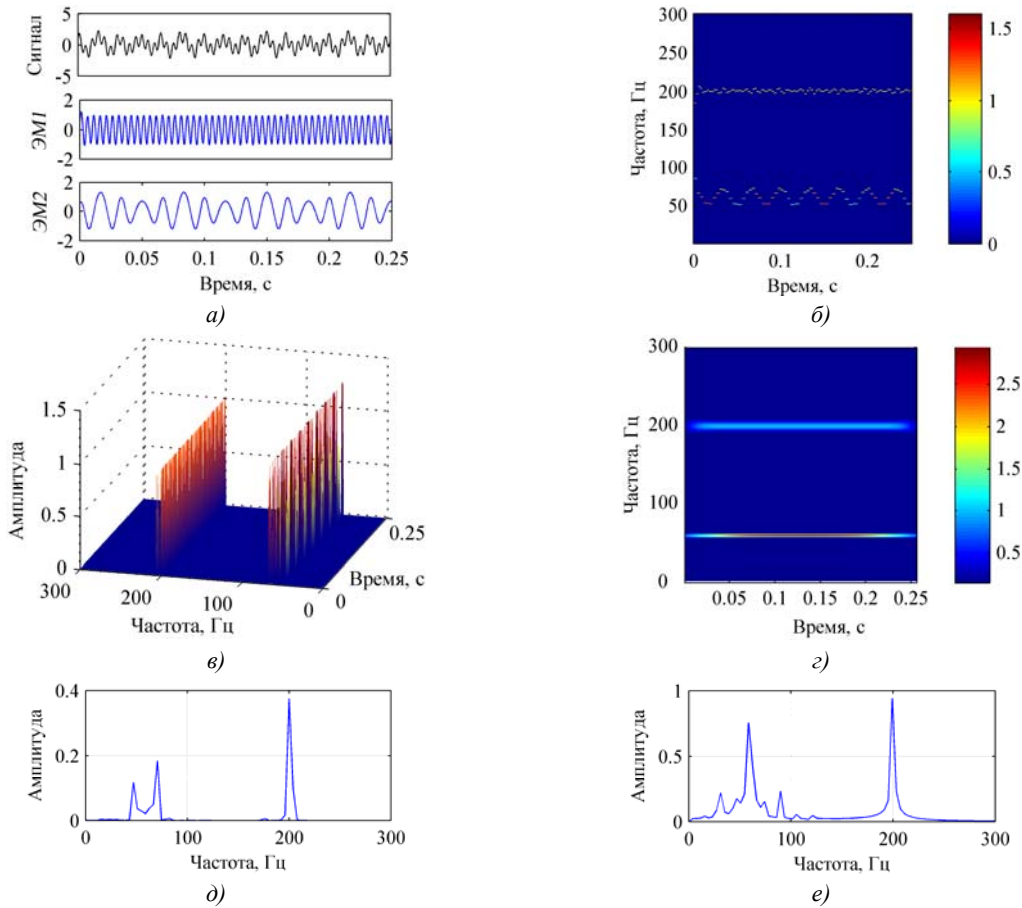


Рис. 2. Сравнение спектра вейвлета с гильбертовым спектром для смоделированного сигнала: *а*) исходный сигнал и результаты декомпозиции ЭДМ; *б*) спектр Гильберта; *в*) трехмерный спектр Гильберта; *г*) вейвлет-спектр Морле; *д*) маргинальный спектр; *е*) Фурье-спектр

На рис. 2, *г* видно, что в отличие от гильбертова спектра, где энергия сигнала локализована по времени и частоте, распределение энергии в пространстве имеет разброс. Это не позволяет выявить все детали частотно-амплитудной модуляции.

Маргинальный спектр (рис. 2, *д*) позволяет выявить колебания на частоте около 200 Гц, что соответствует синусоидальной волне с частотой 200 Гц. Частотный диапазон спектра амплитудно-частотной модуляции около 30 Гц распределен в соответствии с формулой (14), а частотный диапазон Фурье-спектра (рис. 2, *е*) около 30 Гц распределен дискретно, но не в соответствии с этой формулой (частоты 25 и 94 Гц превышают диапазон колебания частоты, определенный формулой (14)). Таким образом, маргинальный спектр сигналов является истинными и более четким, что подтверждает уникальные возможности гильбертова спектра устранять фиктивные гармонические составляющие при представлении нестационарных данных, которые проявляются на спектре, полученном с помощью преобразования Фурье.

4. Результаты экспериментальных исследований реальных сигналов

Были исследованы вибрационные сигналы подшипника качения модели 6205-2RS JEM SKF в исправном и неисправном состояниях. Частота вращения – 1740 об/мин (примерно 29 Гц), частота дефекта внутреннего и внешнего колец – 162,2 и 107,3 Гц соответственно, частота дискретизации – 12 000 Гц.

На рис. 3, *а–в* показаны спектры Гильберта и вейвлет-спектр Морле для подшипников в исправном состоянии, а на рис. 3, *г–е* – с дефектом внешнего кольца. Видно, что энергия сигнала в исправном состоянии гораздо ниже, чем в неисправном. Кроме того, на рис. 3, *г, д* вблизи составляющей с частотой 3000 Гц ясно просматривается частотная модуляция и присутствует спектральная компонента на частоте, примерно равной 108,3 Гц и достаточно близкой к частоте дефекта внешнего кольца, что дает возможность диагностировать данный дефект. Рис. 3, *е* позволяет сделать вывод, что распределение энергии по частоте в данном случае имеет значительно более широкий разброс по сравнению с гильбертовым спектром.

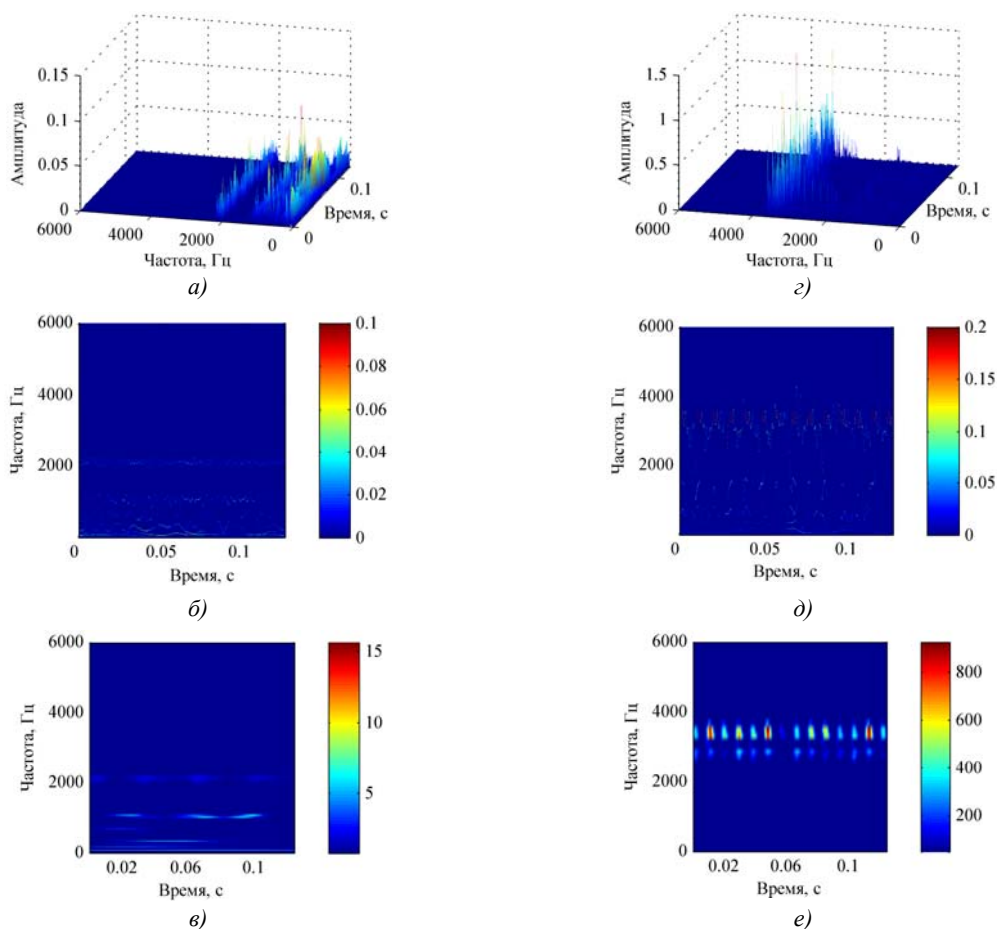


Рис. 3. Анализ вибрационных сигналов подшипника качения в исправном состоянии: *а)* трехмерный спектр Гильберта; *б)* спектр Гильберта; *в)* вейвлет-спектр Морле; в неисправном состоянии: *г)* трехмерный спектр Гильберта; *д)* спектр Гильберта; *е)* вейвлет-спектр Морле

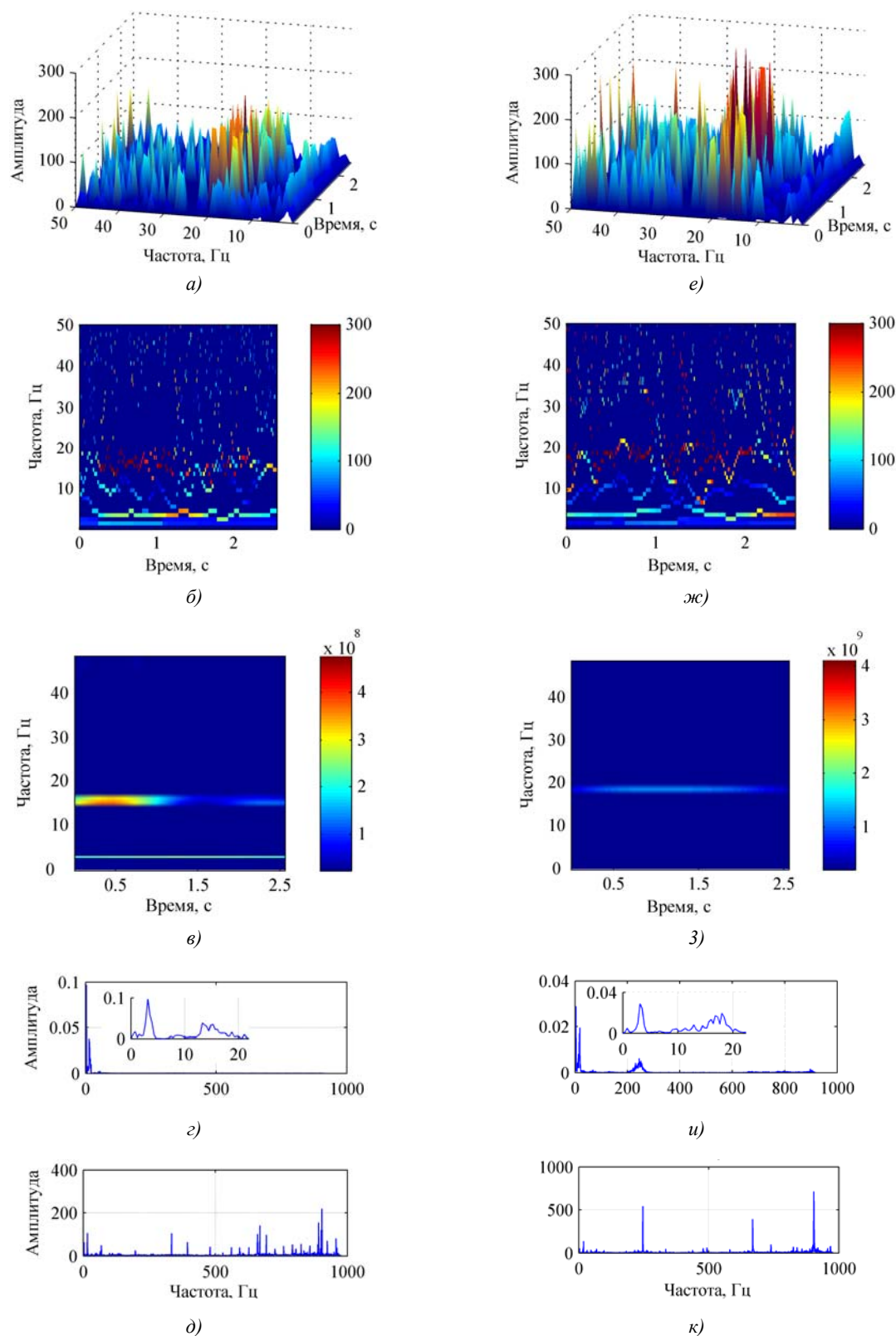


Рис. 4. Результаты анализа вибрационных сигналов редуктора вертолета в исправном состоянии: а) трехмерный спектр Гильберта; б) вейвлет-спектр Морле; в) спектр Гильберта; г) маргинальный спектр, д) Фурье-спектр; в неисправном состоянии: е) трехмерный спектр Гильберта; ж) вейвлет-спектр Морле; з) спектр Гильберта; и) маргинальный спектр; к) Фурье-спектр

Далее в качестве иллюстрации возможностей рассматриваемого метода приводятся результаты обработки вибрационных сигналов с выхода датчика вибрации AP38, установленного на главном редукторе одного из вертолетов. Частота дискретизации равна 1953,125 Гц.

Спектры Гильберта для вертолета в исправном и неисправном состояниях (рис. 4, б, ж) выявляют четкую частотную и временную локализацию энергии спектра, в то время как энергия вейвлет-спектра Морле (рис. 4, в, з) имеет разброс в гораздо большем диапазоне и при этом не обеспечивается детализация вариации частоты.

Маргинальный спектр и Фурье-спектр (рис. 4, г, д) существенно отличаются. В Фурье-спектре энергия распределена в широкой частотной полосе, а в маргинальном спектре энергия сконцентрирована в низкочастотной полосе.

Рассчитанная по авиационным материалам оборотная частота несущего винта составляет 3,353 33 Гц; оборотная частота рулевого винта – 19,555 5 Гц (эти цифры получены при 100 % оборотов несущего винта). На самом деле сигналы исследовались при 94 % оборотов несущего винта, поэтому оборотные частоты несущего и рулевого винта составляли 3,152 13 и 18,382 17 Гц соответственно. Маргинальные спектры (рис. 4, г, и) позволяют обнаружить присутствие мощных гармонических составляющих на частотах 3,12 и 15,37 Гц, которые примерно равны оборотной частоте несущего винта и его пятой гармонике. Спектр на рис. 4, и позволяет лучше обнаружить присутствие мощных гармонических составляющих в полосе частот от 18 до 19 Гц, которые отсутствовали в спектре вибрации исправного вертолета (см. рис. 4, г). Так как частотный диапазон вибрации рулевого винта составляет 10–30 Гц, можно предположить, что источником сильной вибрации вертолета являлась несбалансированность хвостового винта, которая была вызвана дефектом сборки его редуктора. После выполнения соответствующих работ по балансировке вибрация вертолета стала соответствовать нормальному уровню.

Заключение

Преобразование Гильберта – Хуанга является эффективным методом обработки нестационарных сигналов. Благодаря наличию таких важнейших свойств, как локальность и адаптивность, появляется возможность более точно выявлять скрытые в шумах амплитудные и частотные модуляции, выполнять идентификацию частотных и временных диапазонов концентрации энергии и классификацию сигналов по гильбертову спектру. Маргинальный спектр, полученный на основе спектра Гильберта – Хуанга, позволяет лучше отображать существование отдельных особенностей анализируемых сигналов.

В дальнейшем предполагается провести исследование быстрых алгоритмов вычисления преобразования Гильберта для оценки их вычислительных погрешностей и быстродействия.

Данный метод может быть использован для эффективной диагностики дефектов машин и их отдельных узлов на основе анализа соответствующих вибрационных сигналов.

Список литературы

1. Барков, А.В. Мониторинг и диагностика роторных машин по вибрации / А.В. Барков. – СПб. : Изд-во СПбГМТУ, 2000. – 160 с.
2. Жуков, А.И. Метод Фурье в вычислительной математике / А.И. Жуков. – М. : Наука. Физматлит, 1992. – 176 с.
3. The empirical mode decomposition method and the Hilbert spectrum for non-stationary time series analysis / N.E. Huang [et al.] // Proc. R. Soc. Lond. – 1998. – A454. – P. 903–995.
4. Дьяконов, В.П. Вейвлеты. От теории к практике / В.П. Дьяконов. – 2-е изд., перераб. и доп. – М. : Солон-Пресс, 2004. – 400 с.
5. Добеши, И. Десять лекций по вейвлетам / И. Добеши ; пер. с англ. Е.В. Мищенко ; под ред. А.П. Петухова. – М. : РХД, 2001. – 464 с.
6. Mallat, S. A wavelet Tour of Signal Processing. Academic Press / S. Mallat. – San Diego, California, USA, 1998. – 663 p.

7. Кан Ш.Ч. Применение методов EMD для удаления шумов в вибрационных сигналах / Ш.Ч. Кан, В.И. Микулович // Информационные системы и технологии (IST'2009). Informational systems and technologies (IST'2009) : материалы V Междунар. конф.-форума (Минск, 16–17 нояб. 2009 г.). В 2 ч. Ч. 2. – Минск : А.Н. Вараксин, 2009. – 364 с.

Поступила 15.04.10

¹Белорусский государственный университет,
Минск, пр-т Независимости, 4
e-mail: falcon@tut.by

²Харбинский научно-технический университет,
Харбин Сюефулу, 52
e-mail: kangshouqiang@163.com

Sh.Q. Kang, A.V. Mikulovich, V.I. Mikulovich

**THE ANALYSIS OF NONSTATIONARY SIGNAL
BASED ON HILBERT – HUANG TRANSFORM**

Hilbert – Huang transform method is a new method used to study and process nonstationary signals with complex inner structure. HHT can be regarded as the synthesis of EMD and Hilbert spectrum analysis. This transform method is a time-frequency analysis method, and needn't to validate the function basis beforehand. The validity of this new method can be proved by analysing simulation signal, rolling bearing signal and helicopter reducer vibration signal.