

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ EMD ДЛЯ УДАЛЕНИЯ ШУМОВ В ВИБРАЦИОННЫХ СИГНАЛАХ

Кан Шоучян(Kang-shouqiang) , В.И.Микулович

Белорусский государственный университет, кафедра радиофизики
пр-т Независимости, 4, г. Минск, Республика Беларусь
телефон: +(017)-212-10-07; факс: +(017)-212-08-90; e-mail: kangshouqiang@163.com
web: www.163.com

В статье представлен метод подавления шума в вибрационных сигналах машин на основе эмпирического метода декомпозиции (EMD), позволяющего любую функцию или любой произвольный сигнал разделить на семейство существенных модальных функций (IMF). Предложено уровень энергии белого шума компонентов IMF преобладающего полезного сигнала оценивать как произведение средней частоты и плотности энергии.

Ключевые слова – Мягкий порог, Оценка уровня белого шума, Существенные модальные функции (IMF), Эмпирический метод декомпозиции (EMD)

1 ВВЕДЕНИЕ

Работа сложных машин и механизмов в промышленности, на транспорте и в повседневной жизни неразрывно связана с их вибрацией, интенсивность и характер которой проявляются разным образом в зависимости от технического состояния оборудования. Определение функционального состояния работы машин по параметрам вибрации является очень важной задачей. Однако чрезвычайно сложный характер вибрационных сигналов в значительной степени затрудняет их анализ.

Большое число вибрационных сигналов машин на самом деле являются нелинейными и нестационарными. Традиционные методы их анализа в основном базируются на преобразовании Фурье. Однако этот метод для нелинейных нестационарных сигналов имеет большие ограничения, так как не отражает их частотно-временные характеристики. С другой стороны, вейвлетное преобразование представляет собой частотно-временной метод анализа. При этом разрешающая способность анализа во временной области возрастает с ростом частоты. В этом заключается принципиальное отличие вейвлет-анализа от преобразования Фурье на коротких реализациях, при котором разрешающая способность по времени не зависит от частоты и связана только с разрешающей способностью в частотной области, абсолютное значение которой также не зависит от частоты. Тем не менее, при выборе разных базисных функций разложение (декомпозиция) сигнала не единственное, так что выбор подходящей базисной функции вейвлета составляет достаточно трудную проблему [1, 2].

Под преобразованием Гильберта-Хуанга (Hilbert-Huang transform – ННТ) понимается совокупность эмпирического метода декомпозиции (EMD) нелинейных и нестационарных сигналов (процессов) и преобразования Гильберта [3, 4]. ННТ в целом представляет собой частотно-временной анализ данных (сигналов) и не требует априорного функционального базиса. Функции базиса получаются адаптивно непосредственно из данных процедурами отсеивания EMD. Каждый из колебательных режимов декомпозиции может быть представлен «существенной модальной функцией» (IMF). Применяя этот метод, можно преодолеть проблему выбора базисных функций в вейвлетном преобразовании.

Необходимое условие корректного представления нелинейных и нестационарных данных заключается в том, чтобы иметь возможность формирования адаптивного базиса разложения сигналов, функционально зависящего от содержания самих данных. Такой подход и реализуется в методе EMD, хотя на данный момент без достаточно строгих математических обоснований.

В области использования EMD и преобразования Гильберта для удаления шумов предложен метод шумоподавления, аналогичный вейвлетному порогу [5]. Применение одинакового метода вычисления порога для шумоподавления приводит к большим отклонениям в каждом компоненте IMF, так что в реконструированных сигналах будут присутствовать значительные искажения. Как показывают результаты проведенных исследований, во многих случаях для более эффективного подавления шума в разных группах компонентов IMF лучше использовать различные методы вычисления уровня порога.

Целью предлагаемой работы является удаление шумов в вибрационных сигналах для того, чтобы повысить эффективность идентификации неисправностей в задачах вибродиагностики машинного оборудования.

2 EMD И ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ГИЛЬБЕРТА

Эмпирическая декомпозиция сигналов, предложенная Н.Хуангом, основана на предположении, что любые данные состоят из различных колебаний (процессов) [5]. В любой момент времени данные могут содержать различные сосуществующие колебания. Любые линейные или нелинейные, стационарные или нестационарные колебания имеют экстремумы и нулевые пересечения.

Кроме того, колебания будут в определенной степени «симметричны» относительно локального среднего значения.

Каждый из этих колебательных процессов может быть представлен «существенной модальной функцией» (intrinsic mode function – IMF), которая должна удовлетворять двум условиям: 1). Число экстремумов и число нулевых пересечений функции должны быть равными или отличаться самое большее на 1. 2). В любой точке функции среднее значение огибающих, определяемых локальными максимумами и локальными минимумами, должно быть нулевым.

IMF представляет собой колебательный процесс, как часть простой гармонической функции, но вместо постоянной амплитуды и частоты, как в простой гармонике, у IMF могут быть переменная амплитуда и частота, как функции времени. Любую функцию и любой произвольный сигнал можно разделить на семейство функций IMF, придерживаясь изложенной ниже методики.

1) Идентифицируем все локальные экстремумы (максимумы и минимумы) анализируемого процесса.

2) По выделенным максимумам и минимумам вычисляем верхнюю и нижнюю огибающие. Определяем функцию их средних значений $m_1(t)$.

3) Используя $m_1(t)$, находим функцию $h_1(t)$.

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t). \quad (1.1)$$

В идеале функция $h_1(t)$ – это IMF1.

4) Если $h_1(t)$ не удовлетворяет двум условиям, указанным выше, то $h_1(t)$ используется в качестве исходного сигнала для повторения пунктов (1-3) до тех пор, когда функция $h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t)$ будет удовлетворять указанному условию. В этом случае функция $c_1 = h_{1k}(t)$ будет являться IMF1 сигнала $x(t)$.

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

$$x(t) - c_1 = r_1(t). \quad (1.2)$$

Функция $r_1(t)$ используется далее для выполнения этапов (1-4). В результате чего будет получена функция c_2 , которая будет IMF2 сигнала $x(t)$.

Повторяя данную операцию, можно получить n компонент IMF $x(t)$:

$$\left. \begin{aligned} r_1 - c_2(t) &= r_2, \\ &\vdots \\ r_{n-1} - c_n(t) &= r_n. \end{aligned} \right\} \quad (1.3)$$

Выражения (1.2) и (1.3) позволяют получить декомпозицию $x(t)$ в n – эмпирическом приближении:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n, \quad (1.4)$$

где r_n – последний остаток.

Если у данных есть тренд, последний остаток должен быть линией тренда.

Для каждого компонента IMF $c_i(t)$ находим преобразование Гильберта:

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau, \quad (1.5)$$

Это приводит к аналитическому сигналу

$$z_i(t) = c_i(t) + jH[c_i(t)] = a_i(t)e^{j\theta_i(t)}, \quad (1.6)$$

где

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + H^2[c_i(t)]}, \quad \theta_i(t) = \arctan \frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)}, \quad (1.7)$$

амплитуда и фаза сигнала соответственно.

Мгновенная частота может быть вычислена по формуле

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta_i(t)}{dt}. \quad (1.8)$$

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

$$x(t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t)e^{j\theta_i(t)} = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t)e^{j \int \omega_i(t) dt}. \quad (1.9)$$

Спектр Гильберта определяется так:

$$H(\omega, t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j \int \omega_i(t) dt}. \quad (2.0)$$

Тогда маргинальный спектр определяется как:

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt, \quad (2.1)$$

где T – длительность анализируемого сигнала, $H(\omega, t)$ – спектр Гильберта в координатах «частота – время», $h(\omega)$ – амплитудный спектр сигнала.

3 ПРИМЕНЕНИЕ EMD И ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ГИЛЬБЕРТА ДЛЯ УДАЛЕНИЯ ШУМОВ

Шумы, сопровождающие полезную информацию в сигнале, в принципе, не относятся к типу колебательных в прямом смысле этого понятия. Но в то же время они полностью удовлетворяют приведенным выше определениям функций IMF. При распределении во всем частотном диапазоне входного сигнала и выполнении EMD, они в определенной степени распределяются по всем компонентам IMF. Так как информация в главном частотном диапазоне дискретных сигналов обычно является

низкочастотной, то шумы «отсеиваются», в основном, в высокочастотные функции IMF. Однако в эти компоненты могут «просачиваться» и высокочастотные спектральные составляющие информационной части сигнала в зависимости от их положения в главном частотном диапазоне. Соответственно, на первый план выдвигается задача формирования определенных критериев отбора только шумовых компонентов IMF (для исключения их при последующей реконструкции сигнала).

Все компоненты IMFs делаются на компоненты IMFs преобладающего белого шума и компоненты IMFs преобладающего полезного сигнала. Затем в каждой группе компонентов IMF используются метод мягкого порога EMD и метод оценки энергии белого шума для удаления шумов (пороговая фильтрация). После чего восстанавливается сигнал.

4.1 Удаление шумов с использованием мягкого порога EMD. Таким образом, сигнал $x(t)$ разделяется на n существенных модальных компонентов (IMFs) и выбирается подходящий порог для каждого компонента IMF, который используется для отсеивания $c_i(t)$. В результате чего получаются компоненты $\hat{c}_i(t)$, по которым восстанавливается сигнал $\hat{x}(t)$:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^n \hat{c}_i(t) + r_n(t). \quad (2.2)$$

Для удаления шумов нами был применен один из возможных вариантов фильтрации с мягким порогом, который был использован в методе вейвлета [3]. Использование мягкого порога подразумевает пересчет коэффициентов детализации $\hat{c}_i(t)$ следующим образом:

$$\hat{c}_i(t) = \begin{cases} \text{sign}(c_i(t))(|c_i(t) - \tau_i|), & \text{если } |c_i(t)| \geq \tau_i, \\ 0 & \text{если } |c_i(t)| < \tau_i. \end{cases} \quad (2.3)$$

Когда шум i -ого компонента IMF предполагается гауссовым с дисперсией, равной $\hat{\sigma}_i$, то в качестве порога в (2.3) выступает величина:

$$\tau_i = \hat{\sigma}_i \sqrt{2 \log(n)}, \quad (2.4)$$

где

$$\hat{\sigma}_i = MAD_i / 0.67, \quad (2.5)$$

n – число компонентов IMF; MAD_i – с учетом отклонений абсолютных медианных значений i -ого компонента IMF, определяется таким образом:

$$MAD_i = \text{Median}\{|c_i(t) - \text{Median}\{c_i(t)\}|\}. \quad (2.6)$$

4.2 Оценка уровня энергии белого шума в EMD. Для компонентов IMFs преобладающего полезного сигнала использование формулы (2.5) является некорректным. Энергия гауссового шума может быть оценена непосредственно и определяется так [6]:

$$E_i \bar{T}_i = \text{const}, \quad (2.7)$$

где E_i – плотность энергии шума i -ого компонента IMF; \bar{T}_i – значение среднего периода i -ого компонента IMF. Этот средний период может быть получен усреднением мгновенной частоты преобразования Гильберта первого компонента IMF. На основании энергии этого шума и среднего периода можно оценить энергию шума текущего IMF

$$E_{i(n)} = \text{const} / \bar{T}_{i(n)} \quad (2.8)$$

4 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ

Данный метод использовался для анализа вибрационного сигнала, представленного на рис. 1. Частота дискретизации – 10 kHz, сигнал задан на интервале времени t от 0.1 до 0.17 с.

На рис. 2, 3 и таблица 1 представлены полученные результаты обработки сигнала с использованием вейвлет-анализа и метода EMD после удаления шума. Как видно, применение метода EMD позволяет получить несколько лучшие результаты, чем вейвлет-анализ.

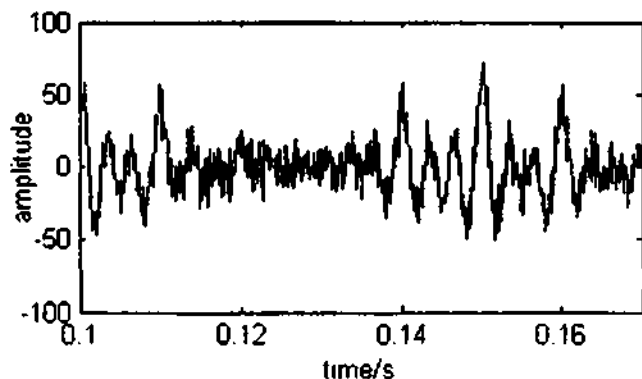


Рис.1. Вибрационный сигнал с шумами

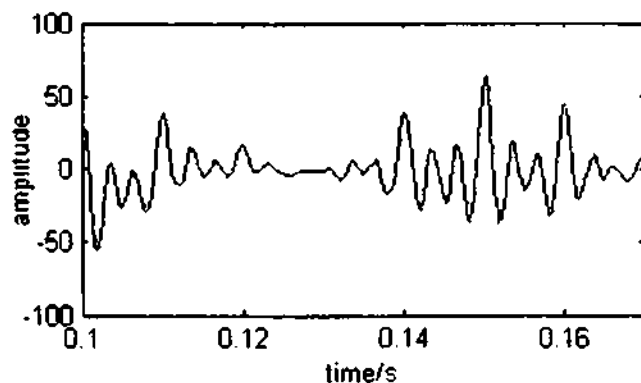


Рис.2. Сигнал шумоподавления с использованием вейвлета

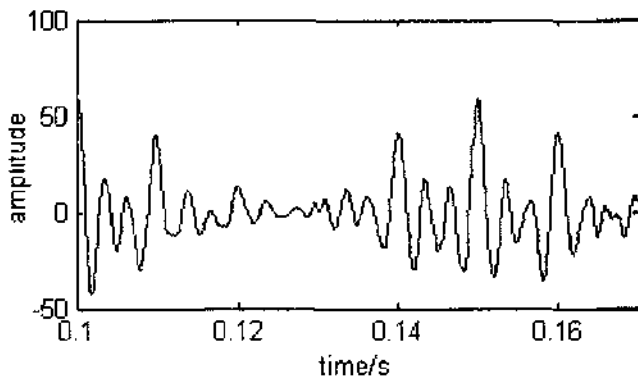


Рис.3. Сигнал шумоподавления с использованием EMD.

В таблице 1 отношение сигнал/шум и коэффициент корреляции определяются таким образом:

$$SNR(dB) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \right), \quad (2.9)$$

где P – средняя мощность.

$$\rho = \frac{COV(X, Y)}{\sqrt{D[X]} \cdot \sqrt{D[Y]}}, \quad (3.0)$$

где COV обозначает ковариацию, а D – дисперсию, $-1 \leq \rho \leq 1$.

Причем, $SNR1$ – отношение сигнал/шум до удаления шумов, $SNR2$ – после удаления шумов, а коэффициент корреляции определяется между сигналами после удаления шумов и исходным сигналом.

ТАБЛИЦА 1
ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Метод шумоподавления с использованием вейвлета		
$SNR1$ (дБ)	$SNR2$ (дБ)	Коэффициент корреляции ρ
4.8690	11.6203	0.9653
Метод шумоподавления с использованием EMD		
$SNR1$ (дБ)	$SNR2$ (дБ)	Коэффициент корреляции ρ
4.8690	12.5211	0.9717

На основе преимуществ методов обработки нелинейных нестационарных сигналов с использованием EMD предложено в каждой группе компонентов IMF для удаления шумов использовать метод мягкого порога EMD и метод оценки энергии белого шума. Этот подход является наиболее эффективным для анализа сигналов в вибрационной диагностике машин.

Для получения диагностических признаков разработано программное обеспечение, позволяющее получать спектр Гильберта, маргинальный спектр и спектр огибающей.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] S.Mallat. "A wavelet Tour of Signal Processing" Academic Press 1998.
- [2] D.L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding". IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 41, no. 3, pp. 613-627, 1995.
- [3] Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, E. H., Zheng, Q., Yen, N.-C., Tung, C. C. & Liu, H. H. "The empirical mode decomposition method and the Hilbert spectrum for non-stationary time series analysis". Proc. R. Soc. Lond. A454, pp.903-995, 1998.
- [4] Huang, N.E., Introduction to the Hilbert-Huang transform and its related mathematical problems, Hilbert-Huang Transform and Its Applications, Interdisciplinary Mathematical Sciences, 5, 1-26, World Scientific, Singapore, 2005.
- [5] A.O.Boudraa, J.C.Cexus, and Z.Saidi "EMD-Based Signal Noise Reduction". International Journal of Signal Processing. Vol. 1, pp.33-36. 2004.
- [6] Zhaohua Wu and Norden E. Huang "A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method". Proc. R. Soc. Lond. A 454, pp.1597-1611, 2004.