寄生的離散ウェーブレット変換およびその異常信号検出への応用*

章 忠^{*1}, 池内宏樹^{*2}, 斎木典保^{*2}
 今村 孝^{*1}, 石井秀明^{*3}
 戸田 浩^{*2}, 三宅哲夫^{*2}

Parasitic Discrete Wavelet Transform and its Application
on Abnormal Signal Detection

Zhong ZHANG^{*4}, Hiroki IKEUCHI, Noriho SAIKI,
 Takashi IMAMURA, Hideaki ISHII,
 Hiroshi TODA and Tetsuo MIYAKE

^{*4} Department of Production Systems Engineering, Toyohashi University of Technology,
 1-1 Hibarigaoka, Tempaku-cho, Toyohashi-shi, Aichi, 441-8580 Japan

In this study, in order to improve effectiveness of the abnormal signal detection, we first developed a novel parasitic discrete wavelet transform (P-DWT) to perform fast wavelet instantaneous correlation (F-WIC) and then proposed a new design method of the parasitic filters for the P-DWT. Furthermore, we showed a judgment standard for assessing the credibility of the abnormal signal detection by using the P-DWT. Finally, we applied the F-WIC to car rattle noise source identification and showed that our method can improve computation efficiency and obtain sufficient calculation accuracy at the same time.

Key Words: Wavelet Transform, Abnormal Detection, Sound, Vibration, Time-Frequency Analysis

1. は じ め に

周知のようにウェーブレット変換(Wavelet transform, WT)は, 時間-周波数の解析平面上に信号の特徴を明確に表現できるため, 非定常信号の解析に広く用いられている⁽¹⁾⁽²⁾. WTではマザーウェーブレット(Mother wavelet, MW)と呼ばれる単一の関数 $\psi(t)$ を, 拡大 a と平行移動 b の変数により変形させた関数組 $\psi_{a,b}(t)$ により, 各周波数帯域に適した解析を行うことが可能である. またこのWTは, 変数 a と b を連続変数とする連続ウェーブレット変換(Continuous wavelet transform, CWT)と, 離散変数とする離散ウェーブレット変換(Discrete wavelet transform, DWT)に分けることができる. CWTにおいては, MWはアドミッシブル条件(Admissibility condition)を満たしていればどのような関数でも使える. しかしMWの選択は, 時として困難な場合がある. すなわち未知の解析信号に対して, MWをどのように選択すればよいか, はっきりとした選択基準はない. また非定常異常信号には通常, 多数

の特徴成分が含まれており, その強さは様々で, かつ発生時期は不規則である. そのためバンドパスフィルタの特性を有する通常のMWを用いた, 異常信号の検出や定量評価の実現には, 技術上の様々な困難が伴う.

ところでCWTは一種の相似変換と考え, 既知の異常信号により作成した $\psi(t)$ から定義される $\psi_{a,b}(t)$ をスケールとして解析信号 $f(t)$ を計り, $f(t)$ と $\psi_{a,b}(t)$ の相似性をWTの係数 $w(a,b)$ で数値化できる⁽³⁾. 著者らはこの特徴を生かし, 異常信号による複素数実信号マザーウェーブレット(Complex real-signal mother wavelet, C-RMW)の構成法を提案し, それを用いたCWTから得られたスケール $a=1$ のウェーブレット係数の絶対値をウェーブレット瞬時相関(Wavelet instantaneous correlation, WIC)と定義した⁽⁴⁾. さらに周波数特性が変化する非定常な異常信号に対して, 多数の変動的な異常信号から平均的実信号マザーウェーブレット(Average real-signal mother wavelet, A-RMW)の構成手法を提案し, A-RMWを用いたWICを異常信号の定量評価に応用してその有効性を確認した⁽⁵⁾. 以下, 特に強調しない限り, C-RMWやA-RMW等を実信号マザーウェーブレット(RMW)と呼ぶことにする. ところでRMWは理論上CWTのみに利用が可能であるが, CWTには一般化された高速計算アルゴリズムが存在しないため, さらなる計算速度の向上は困難である.

* 原稿受付 2009年2月18日.

^{*1} 正員, 豊橋技術科学大学工学部生産システム工学系(〒441-8580 豊橋市雲雀ヶ丘1-1).

^{*2} 豊橋技術科学大学工学部生産システム工学系.

^{*3} ジェイテクト(株)NV技術部(〒634-8555 橈原市十市町333).

E-mail: zhang@is.pse.tut.ac.jp

Fig. 1 The Lifting scheme and Mallat's fast algorithm for the DWT

一方 DWT には Mallat⁽⁶⁾の多重解像度解析 (MRA) における高速アルゴリズムと, Sweldens⁽⁷⁾のリフティングスキームによる高速計算アルゴリズムが存在する. もし実信号マザーウェーブレット (RMW) が DWT に適用できれば, 異常検出の高速化が可能である. ところが DWT に適用される MW は, 信号の再構成を保証する (双) 直交条件を満たす必要があり, 任意の異常信号から構成される RMW に, この条件を課すことは不可能である. 従って異常信号より設計された RMW を DWT の MW に適用することは非常に困難である.

本研究では, RMW に対応する DWT 用のフィルタを設計し, それを従来の DWT に付与させることにより, 異常信号を高速に検出する手法を提案する. この RMW に対応するフィルタを寄生フィルタ, また寄生フィルタが付けられた DWT を寄生的離散ウェーブレット変換 (Parasitic discrete wavelet transform, P-DWT) と呼ぶことにする. そして車の異常音源探査に P-DWT を適用し, 従来の CWT による検出結果と比較して, その有用性を確認する.

2. CWT によるウェーブレット瞬時相関の吟味

有限なエネルギーを持つ時系列信号 $f(t)$ の CWT は

$$w(a, b) = a^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (1)$$

と定義される⁽²⁾. ここで a ($a > 0$) はスケール, $1/a$ は周波数に対応し, b は時刻のパラメータである. なお, $\overline{\psi(t)}$ は $\psi(t)$ の複素共役である. 関数 $\psi(t)$ は MW と呼ばれ, 通常アドミッシブル条件 (admissibility condition) を満たさなければならない. しかし $\psi(t)$ が遠方で充分速く零になる場合には, 次のような条件を満足すれば, 実用上, 問題ないことがわかっている⁽⁴⁾⁽⁵⁾.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2)$$

この意味で, MW の選択範囲は広く, その構成も DWT の場合より簡単である.

また, 式 (1) からわかるように, CWT は時間 b と周波数 $1/a$ の 2 次元の平面上で非定常信号の特徴が解析できる. ところが, 第 1 章で述べたようにバンドパスフィルタの特性を有する通常の MW を用いた異常信号の検出と定量評価には, 様々な困難が伴う. 著者らは, これらの困難を克服するために異常信号から実信号マザーウェーブレット RMW を構成し, それを用いた CWT より得られた, スケール $a=1$ における $|w(1, b)|$ を, ウェーブレット瞬時相関 (WIC) $R(b)$ と定義した⁽⁴⁾⁽⁵⁾.

$$R(b) = |w(1, b)| \quad (3)$$

なお RMW の構成手順は次のとおりである. 1) 異常信号から特徴的な部分を切り出し, 遠方で充分速く零になるような窓関数を掛け, 次に平均値を差し引くことにより DC 成分を取り除き, 実数型 RMW $\psi^R(t)$ を構成する. 2) ノルム $\|\psi^R\|$ が 1 となるように正規化する.

$$\|\psi^R\| = \left[\int_{-\infty}^{\infty} |\psi^R(t)|^2 dt \right]^{1/2} = 1 \quad (4)$$

3) $\psi^R(t)$ をフーリエ変換し周波数スペクトル $\hat{\psi}^R(f)$ を得る. 4) 周波数領域 $f \leq 0$ において $\hat{\psi}^R(f)$ をゼロとし, また $f > 0$ においては $\hat{\psi}^R(f) = 2\hat{\psi}^R(f)$ とする. 5) ここで $\hat{\psi}^R(f)$ の実数部を $\hat{\psi}_r(f)$, 虚数部を $\hat{\psi}_i(f)$ で表すことにして, $\hat{\psi}_r(f) = \sqrt{(\hat{\psi}_r^R(f))^2 + (\hat{\psi}_i^R(f))^2}$, また $\hat{\psi}_i(f)$ はゼロとし, 全周波数成分の位相情報を削除する処理を行う. 6) 逆フーリエ変換により $\psi(t) = \psi_r(t) + i\psi_i(t)$ が得られる. このように構成された RMW の実数部 $\psi_r(t)$, 虚数部 $\psi_i(t)$ は対称性を有する複素数型 RMW であり, 対称的複素数型 RMW (Symmetric complex real-signal mother wavelet, SC-RMW) と呼ぶ. 7) さらに 2 つ, ま

たはそれ以上の SC-RMW を加算し、正規化したものを平均的 RMW(A-RMW) と呼ぶ。文献 (5) では上述の RMW の詳細を紹介し、さらに RMW を用いた WIC が異常信号検出に有用であることを確認している。

3. リフティングスキームによる DWT

図 1(a) には Sweldens⁽⁷⁾ のリフティングスキームによる DWT の高速計算法のアルゴリズムを示す。また比較のために、図 1(b) には Mallat⁽⁶⁾ の多重解像度解析 (MRA) による高速アルゴリズムも示している。図 1(a) のリフティングスキームによる分解計算における破線に囲まれた部分の動作は、図 1(b) の Mallat の高速アルゴリズムによる破線に囲まれた部分と同等であるが、その計算法は Mallat のものとは異なり、ダウンサンプリングを先に行い、その後にフィルタ処理を行う。なお図 1(a) における分解計算の各モジュールの処理は以下の通りである。

1. Split : 入力信号 $\{c_{j,k}\}$ を偶数列 $\{\alpha_{j,k}^0\}$ 、奇数列 $\{\beta_{j,k}^0\}$ に分解する。

$$\alpha_{j,k}^0 = c_{j,2k}, \quad \beta_{j,k}^0 = c_{j,2k+1} \quad (5)$$

2. Predict : 偶数列 $\{\alpha_{j,k}^{n-1}\}$ ($n = 1, 2, \dots, N$, ただし $N > 0$: 整数) を用いて奇数列を更新する。

$$\beta_{j,k}^n = \beta_{j,k}^{n-1} - \sum_l s_l^{pn} \alpha_{j,k-l}^{n-1}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

ただし数列 $\{s_k^{pn}\}$ は n 組目の Predict フィルタである。

3. Update : 奇数列 $\{\beta_{j,k}^n\}$ を用いて偶数列を更新する。

$$\alpha_{j,k}^n = \alpha_{j,k}^{n-1} + \sum_l s_l^{un} \beta_{j,k-l}^n, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

ただし数列 $\{s_k^{un}\}$ は n 組目の Update フィルタである。なお Predict フィルタと Update フィルタは、図 1(a) に掲げたように、通常、複数組により構成される (滑らかな形状の MW ほど組数が多い)。すなわち、これらが N 組 ($N > 0$: 整数) の場合、上記の 2) と 3) の処理を、 n の値を 1 から N まで 1 つずつ増加させ、 N 回ほど繰り返すことになる。

4. エネルギー正規化 : 上記の N 回目の処理で得られた $\{\alpha_{j,k}^N\}$ 、 $\{\beta_{j,k}^N\}$ のエネルギーを正規化し、以下の $\{c_{j-1,k}\}$ 、 $\{d_{j-1,k}\}$ を得る。

$$c_{j-1,k} = E_\alpha \alpha_{j,k}^N, \quad d_{j-1,k} = E_\beta \beta_{j,k}^N \quad (8)$$

さらに図 1(a) の分解計算を式 (8) の $\{c_{j-1,k}\}$ に繰り返し適用することで、任意レベルまで計算可能である。

再構成の計算は分解計算の順番を逆にし、演算子とフィルタも逆にして以下の計算を行う (ただし以下の

Table 1 Filter coefficients of Predict and Update

k	-1	0	1
s_k^{p1}		0.92593292	
s_k^{u1}		0.49852318	0.13192303
s_k^{p2}	0.42932612	1.45211892	
s_k^{u2}	-0.30948300	0.28040238	
s_k^{p3}		-1.9589167	-0.7680659
s_k^{u3}		-0.17264009	
E_β, E_α	2.03486147	0.49143394	

2., 3. の処理は、 n の値を N から 1 まで 1 つずつ減少させ、 N 回ほど繰り返す)。

1. エネルギーの調整 :

$$\alpha_{j,k}^N = c_{j-1,k} / E_\alpha, \quad \beta_{j,k}^N = d_{j-1,k} / E_\beta \quad (9)$$

2. Update : 偶数列の更新

$$\alpha_{j,k}^{n-1} = \alpha_{j,k}^n - \sum_l s_l^{un} \beta_{j,k+l}^n, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

3. Predict : 奇数列の更新

$$\beta_{j,k}^{n-1} = \beta_{j,k}^n + \sum_l s_l^{pn} \alpha_{j,k+l}^{n-1}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

4. Merge : 偶数列と奇数列から $\{c_{j,k}\}$ を再構成する。

$$c_{j,k} = \begin{cases} c_{j,2l} = \alpha_{j,l}^0, & k = 2l \\ c_{j,2l+1} = \beta_{j,l}^0, & k = 2l+1 \end{cases} \quad (l : \text{整数}) \quad (12)$$

表 1 には直交ウェーブレット Symlet5⁽²⁾ に対応するリフティングスキームの Predict フィルタと Update フィルタの例を示す⁽⁷⁾。通常、Predict フィルタ、Update フィルタ等は、設計者により公開されている。表 1 のフィルタ係数を使用した、任意信号に対するリフティングスキームは、Mallat の高速アルゴリズムによる DWT と同等の解析結果となるが、リフティングスキームの演算ではダウンサンプリングの後にフィルタ処理を行うため、掛け算の数が半分以下となり、高速化される。本研究ではこの特徴を生かし DWT の計算にリフティングスキームを用いることにした。

4. 新たな寄生的離散ウェーブレット変換の提案

4.1 寄生的離散ウェーブレット変換の定義

第 1 章で述べたように、DWT に適用する MW は信号の再構成を保証するため (双) 直交条件を満たさなければならない。しかし異常信号から構成された RMW はこの条件を満たさず、そのまま DWT に適用できない。本研究では異常信号の検出と評価を目的とした、異常信号から構成された RMW に近似したフィルタを、通

Fig. 2 Decomposition tree of the parasitic discrete wavelet transform (P-DWT) and the parasitic filters

Fig. 3 Design method of the parasitic filters

常の DWT に付与させる新たな離散ウェーブレット変換を提案する. この RMW に近似したフィルタを寄生フィルタ, 寄生フィルタが付けられた DWT を寄生的離散ウェーブレット変換 (P-DWT) と呼ぶことにする.

図 2 には提案した P-DWT のツリー構造を示す. 図中の破線に囲まれた部分は図 1(a) に示した (双) 直交の MW を用いるリフティングスキームによる DWT である. また RMW と区別するため, DWT に用いた MW をベース MW と呼ぶことにする. そして $c_{j,k}$, $d_{j,k}$ は DWT により得られたウェーブレット係数 (高周波成分) とスケーリング係数 (低周波成分), x_k^R , x_k^I は寄生フィルタにより検出される異常信号の実部と虚部であり, $\{u_k^R\}$, $\{u_k^I\}$ はそれぞれ RMW に近似した寄生フィルタの実数部, 虚数部である. また寄生フィルタが付与されるレベルを寄生レベルと呼ぶことにする. 図 2 の例では寄生レベルは -2 であるが, 異常信号の特性に応じて他のレベルに, また複数の寄生フィルタを付与させることも可能である.

また図 2 と図 1(b) を比較してわかるように, P-DWT のツリー構造は寄生フィルタがなければ, 従来の DWT のツリー構造とまったく同じ構成となる. すなわち, P-DWT は従来 DWT に対し, 寄生フィルタを付与させて異常信号を検出するので, 寄生フィルタは DWT の計算には影響を与えない. また寄生フィルタにより検出された異常信号を再構成する必要はないので, 信号の再構成を保証するための (双) 直交条件を満たす必要はない. 従って寄生フィルタの設計も簡単となる.

4.2 寄生フィルタの設計 寄生フィルタは図 3 に示すツリー構造を利用して設計を行う. 設計の手順

Fig. 4 Example of the designed parasitic filters

は以下のとおりである.

1. 第 2 章で示した手法で構成した RMW を DWT に入力し寄生レベルまで分解する.
2. 寄生レベルで得られた係数 $c_{j-1,k}$ を寄生フィルタの初期係数 $\{u_k\}$ にセットする.
3. 図 3 の再構成部を利用し, 入力信号を $c_{j-1,k}=0$, $d_{j-1,k}=0$, $x_k = \delta_{k,0}$ (Kronecker delta) として逆変換を行い再構成信号 x_{out} を求める.
4. 評価関数 $\text{argmin} \|x_{out} - \text{RMW}\|$ が最小になるように最適化手法により $\{u_k\}$ を更新し, RMW に最適近似する寄生フィルタ $\{u_k\}$ が得られる.

また複素数 RMW $\psi(t) = \psi_r(t) + i\psi_i(t)$ の場合には, RMW の実数部および虚数部に対応する寄生フィルタ $\{u_k^R\}$, $\{u_k^I\}$ を以上の手順に従って, それぞれ設計する必要がある.

ここで, 例として式 (13) に示した 50[Hz], 100[Hz], 200[Hz] の 3 つの成分を有するモデル信号を用い,

$$f(t) = \sin(100\pi t) + 0.7 \sin(200\pi t) + 0.7 \sin(400\pi t) \quad (13)$$

サンプリング周波数を 3500[Hz], RMW の長さを 512 点にして第 2 章で示した手法で SC-RMW を構成した. そしてベース MW を Symlet5 として, この RMW を寄生レベル -2 まで分解し, 上述の手順で寄生フィルタの設計を行った. 図 4(a) は RMW の虚数部を元にして設計した寄生フィルタ $\{u_k^I\}$ の例である. また比較のため, RMW の虚数部の例を図 4(b) に示す.

さらに RMW $\psi(t)$ の周波数特性 $|\hat{\psi}(f)|$, $x_{out,k}^R$ と $x_{out,k}^I$ の周波数特性 $|X_{out}^R(f) + iX_{out}^I(f)|$ を求め, 図 5 に示す. また図 5 には寄生レベルにおける $c_{j,k}$ を得るための分解フィルタ (ベース MW に対応) の周波数特性 $|A(f)|$ も示している. 図示のように, $|\hat{\psi}(f)|$ と $|X_{out}^R(f) + iX_{out}^I(f)|$ はほぼ完全に重なっており, 寄生フィルタが RMW に良く近似していることが分かる.

Fig. 5 Example of the frequency characteristics of the RMW $|\hat{\psi}(f)|$ and $|X_{out}^R(f) + iX_{out}^I(f)|$.

また $|A(f)|$ の周波数領域には $|X^R(f) + iX^I(f)|$ の周波数成分が含まれているため、その中から寄生フィルタ $\{u_k^R\}$ と $\{u_k^I\}$ により異常信号の検出は可能であることがわかる。ここで、図5において650[Hz]と1100[Hz]付近に見られる成分は、寄生フィルタの近似誤差の影響で生じたエイリアシング成分であるが、その値は50～200[Hz]の主成分に比較して-20[dB]以下であり、問題ないレベルである。

4.3 寄生レベルの判定 RMWに良好に近似する寄生フィルタを得るために、寄生フィルタの設計前にRMWの周波数成分が分解フィルタの周波数領域に含まれるように寄生レベルを定める必要がある。通常、寄生フィルタが付与している寄生レベルがある程度深くなると、計算速度は速くなるが、一方で寄生フィルタの係数の数は少なくなり、寄生フィルタに対応するRMWの形状が崩れて検出精度が落ちることもある。

ここで寄生レベルを定めるために、寄生フィルタでは表されないRMWの部分を、RMWのエネルギー損失 L_e として次式(14)により定義する。

$$L_e = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_j \sum_k (d_{j,k})^2}{\|\psi(t)\|^2} \right) \quad (14)$$

ただし式(14)の $d_{j,k}$ は、4.2節の手法1.を実行した場合のウェーブレット係数 $d_{j,k}$ であり、これらは寄生レベルの係数 $c_{j-1,k}$ には反映されない損失成分と考えることができる。ここで式(13)の第3項目の周波数を200[Hz]から600[Hz]まで50[Hz]間隔で変化させたものをモデル信号として、第2章で示した手法でSC-RMWを構成した。ただしサンプリング周波数を3500[Hz]、RMW長を512点とした。さらにウェーブレット Symlet5 をベースMWに用いて、RMWを固定されたレベル-2まで分解し、4.2節で示した手法でRMWに対応する寄生フィルタを設計するとともに、 x_{out} も求めた。それと同時に、この時のウェーブレット係数 $d_{j,k}$ から式(14)により L_e を計算した。

図6にはRMWの実数部と x_{out}^R の形状の例を示

Fig. 6 Shapes of the RMW $\psi(t)$ and $\{x_{out,k}^R\}$

Fig. 7 Power loss L_e that calculating by Eq.(14)

す。ただし図6(a)は式(13)の第3項目の周波数 $f = 350$ [Hz]の場合であり、(b)は $f = 400$ [Hz]、(c)は $f = 450$ [Hz]の場合である。また図7には各周波数 f に対応する L_e の変化を示している。図6と図7からわかるように、周波数 $f = 350$ [Hz]の場合に、RMWと x_{out}^R との差は小さく、 $L_e = -14$ [dB]である。周波数 f が大きくなるにつれてRMWと x_{out}^R との差は次第に大きくなり、周波数 $f = 450$ [Hz]の場合にRMWの形状は崩れ、 $L_e = -8.64$ [dB]となった。

この現象は図5から説明できる。すなわち周波数 f が大きくなるにつれて、RMWの周波数 f の成分はDWTの分解フィルタの減衰領域にまで達し、そのエネルギーが損失してしまい、寄生フィルタをRMWに近似できなくなる。従って寄生フィルタをRMWに精度良く近似するためには、RMWのエネルギー損失 L_e を小さくする必要がある。ここで図6と図7の結果から、条件： $L_e \leq -15$ [dB]を満足するレベルを寄生レベルと設定することで、寄生フィルタをRMWへ良好に近似できるものと考えられる。

ここで解析信号を寄生レベル j にて解析する場合の乗算回数を計算量 Q_j (詳細は5.2で述べる)とし、RMW

Fig. 8 Procedure of determining parasitic level

のエネルギー損失 L_e と計算量 Q_j を用いて、図 8 の手順に従い、以下のように寄生レベルを決定する。

1. 異常信号から構成された RMW を解析信号として DWT に入力し、レベル $j = -1$ まで解析する。
2. レベル j までの計算量 Q_j を計算する。
3. レベル j までの RMW のエネルギー損失 L_e を計算する。
4. 条件： $L_e \leq -15[\text{dB}]$ を満足するかどうかを検証する。この条件を満たす場合には、1 つ前の浅いレベルとの計算量の差 $Q_j - Q_{j+1}$ を求める。計算量が減少していれば、レベル j をさらに 1 つ深く ($j = j - 1$) 進め、2. に戻って 2. から 4. までを繰り返して行う。計算量が増加していれば、レベル j を 1 つ浅く ($j = j + 1$) 戻り、そのレベルを寄生レベルとして出力する。条件： $L_e \leq -15[\text{dB}]$ を満たさない場合にも、レベル j を 1 つ浅く ($j = j + 1$) 戻り、そのレベルを寄生レベルとして出力する。

このようにして定まった寄生レベルに寄生フィルタを付与すれば、寄生フィルタによる RMW の良好な近似が得られると考えられる。

5. P-DWT による高速ウェーブレット瞬時相関

5.1 高速ウェーブレット瞬時相関の定義

ここで、異常信号の検出を定量化するために、高速ウェーブレット瞬時相関 (Fast wavelet instantaneous correlation, F-WIC) を次式のように定義する。

$$R(k) = \sqrt{(x_k^R)^2 + (x_k^I)^2} \quad (15)$$

ただし、 k は離散化時間であり、離散化間隔 Δt は寄生レベルによって異なり、 $\Delta t = \Delta \tau / 2^j$ となる。また $\Delta \tau$ はサンプリング間隔である。すなわち $R(k)$ の時間間隔 Δt は寄生レベル j が深くなるにつれ、CWT を用いるウェーブレット瞬時相関 $R(b)$ の時間間隔 $\Delta \tau$ より大

Fig. 9 Example of $R(k)$ obtained from the P-DWT and $R(b)$ obtained from the CWT

Table 2 Number of multiplication

level	RMW length				
	64	128	256	512	1024
-1	78	142	270	526	1038
-2	66	98	162	290	546
-3	90	106	138	202	330
-4	162	170	186	218	282
CWT	138	260	516	1028	2052

きくなる。これに対応して $R(k)$ の計算量が減り高速化が実現される。また実部 x_k^R と虚部 x_k^I を用いることで、 $R(k)$ は解析信号と寄生フィルタの間に生じる位相の影響を抑えることができる。

ここで、図 4(a) に示した寄生フィルタ $\{u_k^I\}$ と $\{u_k^R\}$ を用い、図 4(b) に示した RMW の虚数部を解析信号として上述の手順より $R(k)$ を求めた。この時の寄生フィルタによる RMW のエネルギー損失 L_e は $-32[\text{dB}]$ である。また比較のために RMW の実数部と虚数部 (図 4(b) には虚数部のみを表示) を用いて同様の解析信号を解析して、CWT による $R(b)$ を求めた。それらの結果を図 9 に示す。ただし図 9(a) は解析信号で、(b) は求められた $R(k)$ と $R(b)$ である。図 9(b) に示した $R(k)$ と $R(b)$ を比較してわかるように、 $R(k)$ と $R(b)$ の振幅の大きさと振幅の時刻はよく一致している。ここで $R(k)$ と $R(b)$ の差を評価するために、 $\sum |R(k) - R(b)|^2 / N$ で表される平均二乗誤差 (MSE) を定義して求めたところ、 $-69.4251[\text{dB}]$ となった。すなわち本研究で提案した P-DWT による F-WIC は、寄生フィルタ $\{u_k^R\}$ と $\{u_k^I\}$ の設計が良好であれば、元の RMW を用いた CWT による WIC と、ほぼ同様の検出精度を持つと言える。

5.2 計算量の比較 F-WIC による異常信号検出は、実時間で行うことを想定している。ここで $R(k)$ を 1 サンプル得るための乗算回数を計算量の目安として

Fig. 10 Steering system with the EPS and experimental setup, where sensors A,B,C are 3-dimensional acceleration sensors ⁽⁵⁾

次式で定義する.

$$Q_j = 10 \sum_{i=p}^{-1} 2^{i+1} + 2^{p+1} L + 4 \quad (16)$$

ただし p ($p < 0$: 整数) は寄生レベル, L は RMW の長さである. また式 (16) の第 1 項目は DWT, 2 項目は寄生フィルタ, 3 項目は F-WIC による乗算回数である. また比較のために, CWT による WIC の計算量も次に示す.

$$Q_j = 2L + 4 \quad (17)$$

表 2 には P-DWT による F-WIC の計算量と, CWT による WIC の計算量を示す. 表 2 が示すように, RMW の長さが長く, 寄生レベルが深くなるほど, WIC に対して F-WIC の計算量がより小さくなる傾向にある. これは P-DWT がダウンサンプリングを有効に利用し, 計算量を減少させる方向に働くためである. しかし寄生レベルが下げすぎると P-DWT の計算量が再び増加していく現象が見られる. これは, 寄生レベルを下げたことによる寄生フィルタの計算量の減少よりも, それによって付加される DWT の計算量のほうが大きくなるためである. 従って 4.3 節における寄生レベルの決定には, 計算量を最小にする工夫を施している.

6. F-WIC の異常音源検出への応用

近年, 多くの車のステアリング操作機構には図 10 に示されるような電動パワーステアリング (Electric Power Steering, EPS) が採用されている. しかし, モーターや減速機は車室内にあり, 特に悪路を走行する際に車室内でラトル音という騒音が発生し, 問題となっている. そのため, ラトル音を低減するにはまず音源を特定しなければならないが, 悪路を走行する際にモータギヤリデューサ (MGR), インタミジョイント (ITJ), マニュアルギヤ (MNG) などのステアリング操

Fig. 11 Example of the parasitic filters $\{u_k^R\}$, $\{u_k^I\}$ designed from the A-RMW of rattle noises and the A-RMW

作機構の各部分が振動し, その中でどの部分の振動がラトル音の音源であるかを特定することは非常に困難である. この問題に対して, 著者らは 8 つのラトル音から A-RMW を構成し, それを用いた CWT による WIC $R(b)$ を用いて異常信号を検出し, その有効性を確認した ⁽⁵⁾. 本論文では提案した P-DWT による F-WIC を用い, ラトル音の音源探索の高速化を図る.

実験は実車でいった. ステアリング操作機構の各部分の振動を計るために, 図 10 に示すように, 3 つの 3 方向加速度センサ A, B, C をそれぞれ MGR, ITJ, マニュアルギヤピニオンに取り付けた. ただし, センサの 3 方向については, x 方向は車の横方向, y は上下方向, z は進行 (前後) 方向と定めた. また車室内で騒音を計るためにドライバの足元にマイクを取り付けた. ここで 8 つのラトル音から構成された A-RMW ($L=256$) を, DWT によりレベル毎に分解して L_e と Q_j を評価することにより, 寄生レベルは -3 ($L_e = -31$ [dB], $Q_j = 138$) が適当であると判断した. 次に構成された RMW より設計されたラトル音の寄生フィルタを図 11 に示す. 図 11(a) は設計された寄生フィルタの実数部 $\{u_k^R\}$, (b) は虚数部 $\{u_k^I\}$, (c) は RMW の $\psi_r(t)$, $\psi_i(t)$ の波形と, 寄生フィルタの $x_{out}^R(t)$, $x_{out}^I(t)$ の波形である. 図 11(c) に示すように, $\psi_r(t)$, $\psi_i(t)$ と $x_{out}^R(t)$, $x_{out}^I(t)$ はほぼ完全に重なっており, 寄生フィルタが RMW に良く近似していることが分かる.

Fig. 12 Rattle noise source detection results obtained from $R(b)$ by using the CWT and $R(k)$ by using the P-DWT

実車で計測された z 方向の振動信号に対して、ラトル音のA-RMWを用いたCWTにより得られた $R(b)$ の例を図12(a)に、図11に示した寄生フィルタを用いたP-DWTにより得られた $R(k)$ の例を図12(b)に示す。図12(a)における $R(b)$ のピークにより、MGRの振動はラトル音に大きく寄与することが分かる。音声の $R(b)$ ピークはMGRの $R(b)$ ピークより遅くなり、遅れ時間は平均的に約0.0065[s]となる。この現象を確認するために、ハンマリングでMGRを加振する際のラトル音を解析した結果、運転席側ピラーの付近からのラトル音（固体伝播音）が大きいことがわかった。そして、ハンマリングでMGRを加振する際にMGRの振動が運転席側ピラーに伝達する様子を調べた結果、運転席側ピラーの振動は振動源に対する時間遅れが存在し、約0.003-0.004[s]となった。また運転席側ピラーから耳位置までの距離が約1[m]である。仮にラトル音は運転席側ピラーから耳位置まで伝達するために約0.003[s]（音速340[m/s]）かかるとすると、加振位置から耳元までの時間は約0.006-0.007[s]となる。すなわち、実際の振動と音の伝達を考えると、0.0065[s]という時間遅れは妥当である。また $R(b)$ のピークのタイミングを比べると、ITJの $R(b)$ のピークの位置はMGRの $R(b)$ のピークの前にある。タイヤからの z 方向の振動がハンドルへ伝えてくる順番から考えると、ITJのところでラトル音に寄与する成分が存在し、その成分はMGRの振動に寄与している。以上の解析結果は熟練技術者の判定結果とよく一致している。

さらに図12(b)の $R(k)$ と(a)の $R(b)$ の平均2乗誤差を求めたところ、MNGの場合には $MSE=-39.5[\text{dB}]$ 、ITJの場合には $MSE=-38.6[\text{dB}]$ 、MGRの場合には $MSE=-38.1[\text{dB}]$ であった。また、

CPU:2.0[GHz],RAM:1.0[GB],ソフトウェア:LabVIEW ver8.5(National Instruments社)を使用した計算条件において、1サンプルの計算時間はP-DWTによるF-WICが $5.10 \times 10^{-7}[\text{s}]$ 、CWTによるWICが $1.15 \times 10^{-6}[\text{s}]$ となり、F-WICの方はWICより約2.3倍速くなった。すなわちP-DWTは計算精度を保持しながらF-WICの高速化を実現した。

7. ま と め

本研究では、異常信号検出の高速化のためにP-DWTを提案し、それによるF-WICを車の異常音源探査に適用してその有用性を確認した。得られた主な結果は以下のとおりである。

1. P-DWTは従来DWTに寄生フィルタを付与させることにより実現される。本論文に示した手法により寄生レベルを定め、寄生フィルタを設計すれば、寄生フィルタは従来のDWTの計算に影響を与えずに異常信号の検出ができる。
2. P-DWTのための寄生フィルタの新たな設計法はシンプルで有効であることが確認できた。
3. 実用例において、P-DWTによる高速ウェーブレット瞬時相関(F-WIC)は、従来のCWTによるWICの2.3倍の計算の高速化を実現した。
4. P-DWTを用いたF-WICをラトル音音源探査に適用し、その有効性を示した。

今後、本手法をさまざまな分野の非正常信号の検出に応用していくことを計画している。

文 献

- (1) Allen, R.L. and Mills, D.W., Signal Analysis, IEEE Press(2004), P.712.
- (2) Daubechies, I., Ten lectures on wavelets, SIAM, Philadelphia(1992).
- (3) Ishimitsu, S., Kitagawa, H., Horiata, S., Active control of the room noise of ship by the correction analysis of measured wavelet, Proc. of inter.noise, Vol.3(2000), pp.1768-1771.
- (4) Zhang, Z., Horiata, S., Miyake, T. and TOMITA, E., Knocking detection by complex wavelet instantaneous correlation, Proc. of the 13th Inter. Pacific conf. on automotive engineering(2005), pp.138-143.
- (5) Zhang, Z., Ikeuchi, H., Ishii, H., Horiata, H., Imamura, T. and Miyake, T., Real signal mother wavelet and its application on detection of abnormal signal: Designing average complex real signal mother wavelet and its application, Transactions of the JSME C, Vol.73, No.730(2007), pp.1676-1683.
- (6) Mallat, S.G., a wavelet tour of signal processing, Academic Press(1999), p.255.
- (7) Sweldens, W., The lifting scheme: A construction of second generation wavelets, SIAM Journal on Mathematical Analysis, Vol.29, No.2(1998), pp.511-546.