

# ウェーブレット変換領域における疑似周期信号重畳モデルの 瞬時パラメータ推定と音源分離への応用\*

松本恭輔 (東大院 情報理工), 亀岡弘和 (NTT CS 研),  
小野順貴, 嵯峨山茂樹 (東大院 情報理工)

## 1 はじめに

人間のコミュニケーション媒体としての音、例えば音声などの有意な情報の大部分は、疑似周期信号で表現できることが多い [1]。そのため、実世界音響信号から有意な疑似周期信号を分離抽出したり、強調したりする信号処理技術の確立が重要であると考えられる。こうした動機の下、これまでに我々は、疑似周期信号重畳モデルを仮定し、時間領域モデル化誤差の  $\ell^2$  ノルムを Gabor 変換 (Gauss 窓による短時間 Fourier 変換) 領域で等価表現し、フレーム毎に疑似周期信号パラメータを最尤推定する安定的かつ効率的なアルゴリズムを導出した [2]。しかしながら、短時間 Fourier 変換は定帯域フィルタバンク分析に相当するため、[2] の枠組では、高周波ないし低周波成分に対して、同じ長さの短時間窓内において定常であることを仮定してそれぞれに正弦波をフィッティングしていることになり、結果、低周波成分の推定が高周波に比べて原理的に難しくなる。すなわち、観測信号の基本周波数が低いほどモデルパラメータの推定精度は低くなる。本稿では、このパラメータ推定精度の基本周波数依存性を改善するため、ウェーブレット変換領域で目的関数を等価表現して [2] と同様のアルゴリズムを提案する。

## 2 疑似周期信号重畳モデルのパラメータ最尤推定

疑似周期信号とは、瞬時的には調波性を有するが、その振幅と周波数が緩やかに変調する信号であり、

$$s(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N A_{k,n}(t) e^{jn\phi_k(t)} \quad (1)$$

と複素表現される [1]。これを疑似周期信号重畳モデルと呼ぶ。ただし、 $k, n$  はそれぞれ疑似周期信号と調波成分のインデックスとし、 $A_{k,n}(t)$  は、信号  $k$  の  $n$  次調波成分の時刻  $t$  における瞬時複素振幅、 $\phi_k(t)$  は信号  $k$  の基本波成分の時刻  $t$  における瞬時位相である。観測信号  $y(t)$  が、

$$y(t) = s(t) + n(t), \quad n(t) \sim \mathcal{N}(0, \nu^2) \quad (2)$$

と表され、モデル化誤差項  $n(t)$  が Gauss 性白色雑音であるという仮定のもとでは、モデルパラメータ (以後、正弦波パラメータ) の

$$\Theta = \{A_{k,n}(t), \mu_k(t) \triangleq \dot{\phi}_k(t)\} \quad (3)$$

の最尤推定は、モデル化誤差の  $\ell^2$  ノルム

$$\int_{\mathbb{R}} |y(t) - s(t)|^2 dt \quad (4)$$

の最小化問題として定式化される。

## 3 ウェーブレット変換領域における目的関数

目的関数 (4) は、ウェーブレット変換領域で等価表現できる。その準備として、ウェーブレット変換の定義を先に示す。アドミッシブル条件を満たす中心周波数 1 のマザーウェーブレットを  $\psi(u)$  とし、時刻  $t$  に局在する周期  $e^{-x}$  ( $x$  は対数周波数) のウェーブレット基底関数  $\psi_{x,t}(u)$  を

$$\psi_{x,t}(u) = \frac{1}{e^{-x}} \psi\left(\frac{u-t}{e^{-x}}\right) \quad (5)$$

とする。このとき、信号  $y(u)$  のウェーブレット変換は

$$\begin{aligned} W_y(x, t) &= \left\langle y(u), \psi_{x,t}(u) \right\rangle_{u \in \mathbb{R}} \\ &= \left\langle Y(\omega), \Psi_{x,t}(\omega) \right\rangle_{\omega \in \mathbb{R}} \quad (6) \end{aligned}$$

$$= \int_{\mathbb{R}} Y(\omega) \Psi^*(e^{-x}\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (7)$$

と定義される。ただし、 $Y(\omega), \Psi_{x,t}(\omega), \Psi(\omega)$  は、それぞれ  $y(u), \psi_{x,t}(u), \psi(u)$  の Fourier 変換であり、式 (6) は Parseval の定理による。  $\Psi(\omega)$  は任意であるので

$$\Psi(\omega) = \Psi^*(\omega) = \begin{cases} e^{-\frac{(\log \omega)^2}{4\sigma^2}} & (\omega > 0) \\ 0 & (\omega \leq 0) \end{cases} \quad (8)$$

とする。マザーウェーブレットの周波数特性を上記のように定義すると、次の定理が成り立つ。

定理 1.  $W_y(x, t), W_s(x, t)$  を、それぞれ  $y(t), s(t)$  のウェーブレット変換とすると、下式が成り立つ。

$$\begin{aligned} & \iint_{\mathbb{R}^2} |y(t) - s(t)|^2 dt \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \iint_{\mathbb{R}^2} |W_y(x, t) - W_s(x, t)|^2 dx dt \quad (9) \end{aligned}$$

証明： 上式は次のように示すことができる。

$$\begin{aligned} & \iint_{\mathbb{R}^2} |W_y(x, t) - W_s(x, t)|^2 dx dt \\ &= \iint_{\mathbb{R}^2} \left| \mathcal{F}^{-1} \left[ (Y(\omega) - S(\omega)) \Psi^*(e^{-x}\omega) \right] \right|^2 dx dt \\ &= \int_{\mathbb{R}} \left( |Y(\omega) - S(\omega)|^2 \int_{-\infty}^{\infty} |\Psi^*(e^{-x}\omega)|^2 dx \right) d\omega \\ &= \sqrt{2\pi}\sigma \int_{\mathbb{R}} |Y(\omega) - S(\omega)|^2 d\omega \\ &= \sqrt{2\pi}\sigma \int_{\mathbb{R}} |y(t) - s(t)|^2 dt \end{aligned}$$

\* “Instantaneous Parameter Estimation of Pseudo-periodic Signals Based on Wavelet Transform Domain Formulation and Its Application to Source Separation,” by MATSUMOTO Kyosuke (The University of Tokyo), KAMEOKA Hirokazu (NTT), ONO Nobutaka, SAGAYAMA Shigeki (The University of Tokyo).

ただし、 $Y(\omega), S(\omega)$  はそれぞれ  $y(t), s(t)$  の Fourier 変換である。□

以上より、 $s(t)$  の最適化が、ウェーブレット変換領域における誤差の  $\ell^2$  ノルム規準をもとに行える。

#### 4 疑似周期信号のウェーブレット変換モデル

ここでは、 $W_s(x, t)$  を具体的に導出する。定義より、 $s(u)$  の連続ウェーブレット変換  $W_s(x, t)$  は

$$\begin{aligned} W_s(x, t) &\triangleq \left\langle s(u), \psi_{x,t}(u) \right\rangle_{u \in \mathbb{R}} \\ &= \sum_{k,n} \int_{\mathbb{R}} A_{k,n}(u) e^{jn\phi_k(u)} \psi_{x,t}^*(u) du \quad (10) \end{aligned}$$

与えられるが、一般に  $\psi_{x,t}^*(u)$  は時刻  $t$  に局在すること、瞬時位相  $\phi_k(u)$  と調波成分の瞬時振幅  $A_{k,n}(u)$  は緩やかに変化することを前提としていることから、時刻  $u = t$  周辺で  $\phi_k(u)$  と  $A_{k,n}(u)$  を

$$\begin{aligned} A_{k,n}(u) &= A_{k,n}(t) + \dot{A}_{k,n}(t)(u-t) + \dots \\ &\simeq A_{k,n}(t) \quad (11) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi_k(u) &= \phi_k(t) + \dot{\phi}_k(t)(u-t) + \dots \\ &\simeq \phi_k(t) + \mu_k(t)(u-t) \quad (12) \end{aligned}$$

と 0 次および 1 次近似を用いて、計算結果には大きな影響を与えずに、式 (10) を

$$\begin{aligned} W_s(x, t) &\simeq \sum_{k,n} A_{k,n}(t) e^{jn\phi_k(t)} \int_{\mathbb{R}} e^{jn\mu_k(t)(u-t)} \psi_{x,t}^*(u) du \end{aligned}$$

と近似できる。さらに、一般化 Parseval の等式より

$$\begin{aligned} &\int_{\mathbb{R}} e^{jn\mu_k(t)(u-t)} \psi_{x,t}^*(u) du \\ &= \left\langle e^{jn\mu_k(t)(u-t)}, \frac{1}{e^{-x}} \psi\left(\frac{u-t}{e^{-x}}\right) \right\rangle_{u \in \mathbb{R}(-\infty, \infty)} \\ &= \left\langle \sqrt{2\pi} \delta(\omega - n\mu_k(t)), \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \Psi(e^{-x}\omega) \right\rangle_{\omega \in \mathbb{R}(-\infty, \infty)} \\ &= \Psi^*(e^{-x}n\mu_k(t)) \end{aligned}$$

なので、結局

$$W_s(x, t) \simeq \sum_{k,n} A_{k,n}(t) \Psi^*(e^{-x}n\mu_k(t)) e^{jn\phi_k(t)}$$

である。本稿では、この式に式 (8) を代入した

$$W_s(x, t) = \sum_{k,n} B_{k,n}(t) e^{-\frac{(x-\Omega_k(t)-\log n)^2}{4\sigma^2}} \quad (13)$$

を疑似周期信号のウェーブレット変換モデルとする。ただし、

$$\Omega_k(t) \triangleq \log \mu_k(t) \quad (14)$$

$$B_{k,n}(t) \triangleq A_{k,n}(t) e^{jn\phi_k(t)} \quad (15)$$

である。以上より、式 (11), (12) の制約下では、

$$\iint_{\mathbb{R}^2} \left| W_y(x, t) - \sum_{k,n} B_{k,n}(t) e^{-\frac{(x-\Omega_k(t)-\log n)^2}{4\sigma^2}} \right|^2 dx dt$$

と、式 (4) の規準は等価である。 $W_y(x, t)$  は離散時間観測データであることを想定し、

$$\Phi(\Theta) \equiv \int_{\mathbb{R}} \left| W_y(x) - \sum_{k,n} B_{k,n} e^{-\frac{(x-\Omega_k-\log n)^2}{4\sigma^2}} \right|^2 dx \quad (16)$$

を最小化する  $\Omega_k, B_{k,n}$  を各時刻で個別に求める問題を考える。従って、時刻  $t$  のインデックスは上式においてすべて省いた。

#### 5 正弦波パラメータの推定アルゴリズム

##### 5.1 補助関数法の原理

本章が提案する最適化アルゴリズムは、[2] 同様、以下に示す補助関数を用いた目的関数値の降下法 (以後、補助関数法) の考え方を基礎とする。以後の準備として、まず補助関数の定義を行い、この定義に基づき補助関数法の収束性を保証する定理を示す。

定義 1. パラメータ  $\Theta = (\Theta_1, \dots, \Theta_I)$  に関して最小化したい目的関数を  $\Phi(\Theta)$  とすると、

$$\Phi(\Theta) = \min_m \Phi^+(\Theta, m) \Rightarrow \Phi(\Theta) \leq \Phi^+(\Theta, m) \quad (17)$$

を満たすとき、 $\Phi^+(\Theta, m)$  を目的関数  $\Phi(\Theta)$  の補助関数、 $m = (m_1, \dots, m_J)$  を補助変数と定義する。

定理 2 (補助関数法). 目的関数を  $\Phi(\Theta)$ 、 $\Phi(\Theta)$  の補助関数を  $\Phi^+(\Theta, m)$ 、補助変数を  $m = (m_1, \dots, m_J)$  とすると、補助関数の、補助変数に関する最小化と、パラメータ  $\Theta = \Theta_1, \dots, \Theta_I$  に関する最小化

$$\hat{m} = \operatorname{argmin}_m \Phi^+(\Theta, m) \quad (18)$$

$$\hat{\Theta} = \operatorname{argmin}_{\Theta} \Phi^+(\Theta, \hat{m}) \quad (19)$$

を行うと、目的関数  $\Phi(\Theta)$  は単調減少する。 $\Phi(\Theta)$  が下に有界ならば、上記の一連の更新の反復計算により  $\Theta$  は停留点に収束する。

証明： 任意のパラメータを  $\Theta^{(0)}$  とし、式 (18), (19) により  $\Phi(\Theta)$  が減少することを示す。まず式 (18) により、

$$\Phi(\Theta^{(0)}) = \Phi^+(\Theta^{(0)}, \hat{m}) \quad (20)$$

であり、式 (19) の更新により明らかに

$$\Phi^+(\Theta^{(0)}, \hat{m}) \geq \Phi^+(\hat{\Theta}, \hat{m}) \quad (21)$$

である。補助関数の定義 (17) より、

$$\Phi^+(\hat{\Theta}, \hat{m}) \geq \Phi(\hat{\Theta}) \quad (22)$$

なので、

$$\Phi(\Theta^{(0)}) = \Phi^+(\Theta^{(0)}, \hat{m}) \geq \Phi^+(\hat{\Theta}, \hat{m}) \geq \Phi(\hat{\Theta}) \quad (23)$$

である。以上より、各更新による目的関数の非増加が示された。□

この目的関数更新法をある最適化問題に応用するにあたり、不等式 (17) の等号が成立するときの補助変数が解析的に求められるかどうか、補助関数を最小化するモデルパラメータが解析的に求められるかどうかが鍵であり、そのようになるようにうまく補助関数を設計することが重要である。

## 5.2 補助関数の設計とパラメータ更新則

式 (16) の補助関数は次の補題によって作ることができる (証明は [2] を参照)。

**補題 1.**  $z \in \mathbb{R}(-\infty, \infty)$  においてある複素数値関数  $w_i(z)$  が  $\sum_{i=1}^I w_i(z) = \sum_{i=1}^I w^*(z) = 1$  を満たすとき、

$$\int_{\mathbb{R}} \left| f(z) - \sum_{i=1}^I g_i(z) \right|^2 dz \leq \sum_{i=1}^I \frac{1}{\beta_i} \int_{\mathbb{R}} \left| w_i(z) f(z) - g_i(z) \right|^2 dz$$

が成り立ち、

$$w_i(z) = \frac{1}{f(z)} \left[ g_i(z) + \beta_i \left( f(z) - \sum_{i=1}^I g_i(z) \right) \right] \quad (24)$$

のとき等号が成立する。ただし、 $\beta_i$  は  $\beta_i \in (0, 1)$ 、 $\sum_i \beta_i = 1$  を満たす任意の定数である。

補題 1 より、 $\lambda_{k,n} \in (0, 1)$ 、 $\sum_{k,n} \lambda_{k,n} = 1$  とすると、式 (16) の補助関数  $\Phi^+$  は以下で与えられる。

$$\begin{aligned} \Phi(\Theta) \leq \Phi^+(\Theta, m) &\equiv \sqrt{2\pi}\sigma \sum_{k,n} \frac{|B_{k,n}|^2}{\lambda_{k,n}} \\ &+ \sum_{k,n} \frac{1}{\lambda_{k,n}} \int_{\mathbb{R}} \left[ |m_{k,n}(x) W_y(x)|^2 \right. \\ &\left. - 2\operatorname{Re} \left[ B_{k,n} m_{k,n}^*(x) W_y^*(x) \right] e^{-\frac{(x-\Omega_k - \log n)^2}{4\sigma^2}} \right] dx \end{aligned} \quad (25)$$

ただし、式 (25) 最右辺第一項は、Gauss 積分

$$\int_{\mathbb{R}} \left| B_{k,n} e^{-\frac{(x-\Omega_k - \log n)^2}{4\sigma^2}} \right|^2 = \sqrt{2\pi}\sigma |B_{k,n}|^2 \quad (26)$$

による。ここで、定理 2 における補助変数の更新式と対応するのは、下式で与えられる式 (25) の等号成立条件である。

$$\begin{aligned} m_{k,n}(x) W_y(x) &= \sum_n B_{k,n} e^{-\frac{(x-\Omega_k - \log n)^2}{4\sigma^2}} \\ &+ \lambda_{k,n} \left( W_y(x) - \sum_{k,n} B_{k,n} e^{-\frac{(x-\Omega_k - \log n)^2}{4\sigma^2}} \right) \end{aligned} \quad (27)$$

この補助関数  $\Phi^+$  に対して  $\Omega_k$  を固定した状態での瞬時振幅  $B_{k,n}$  の更新式は、 $\frac{\partial \Phi^+(\Theta, m)}{\partial B_{k,n}} = 0$  を解いて

$$B_{k,n} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{\mathbb{R}} m_{k,n}(x) W_y(x) e^{-\frac{(x-\Omega_k - \log n)^2}{4\sigma^2}} dx \quad (28)$$

と得られる。なお、この極値が最小解であることは、二階偏導関数が正であることから明らかである。

$\Phi^+$  は依然  $\Omega_k$  に関して非線型であり、その更新式はこのままでは解析的に求まらない。そこで、 $\Phi^+$  に対してさらなる補助関数を設計し、 $\Omega_k$  の更新式を解析的に求めることを考える。今、式 (25) の被積分関数における指数項の係数に注目すると、更新 (28) で得られた瞬時振幅  $B_{k,n}$  により  $m^*(x)_{k,n}(x) W_y^*(x)$  の重みつき平均に関しては位相がキャンセルされるので、全体としては、 $\operatorname{Re}[B_{k,n} m_{k,n}^* W_y^*(x)]$  が正になっていることを期待できる。そこで、今回は、各  $x$  ごとに  $\operatorname{Re}[B_{k,n} m_{k,n}^* W_y^*(x)]$  の正值性を仮定した上で、補助関数の設計を行う。

このとき、指数関数の凸性に関する次の補題 (証明 [2] 参照) によって、 $\Omega_k$  の更新式を解析的に得るための新たな補助関数を得ることができる。

**補題 2.**  $z \in \mathbb{R}(-\infty, \infty)$  において、次の不等式

$$-e^{-z} \leq e^{-\alpha} (z - \alpha - 1) \quad (29)$$

が成り立ち、等号は  $z = \alpha$  において成立する。

上の補題 2 において、 $z = \frac{(x-\Omega_k - \log n)}{4\sigma^2}$ 、 $e^{-\alpha}$  を補助変数  $h_{k,n}(x)$  と対応させることで、

$$\begin{aligned} \Phi^+(\Theta, m) \leq \Phi^{++}(\Theta, m, h) &\equiv \sqrt{2\pi}\sigma \sum_{k,n} \frac{|B_{k,n}|^2}{\lambda_{k,n}} \\ &+ \sum_{k,n} \frac{1}{\lambda_{k,n}} \int_{\mathbb{R}} \left[ |m_{k,n}(x) W_y(x)|^2 \right. \\ &+ 2\operatorname{Re} \left[ B_{k,n} m_{k,n}^*(x) W_y^*(x) \right] h_{k,n}(x) \\ &\left. \left( \frac{(x - \Omega_k - \log n)^2}{4\sigma^2} + \log h_{k,n}(x) - 1 \right) \right] dx \end{aligned} \quad (30)$$

と、 $\Phi^+$  に対する新たな補助関数を得る。ここで、定理 2 における補助変数の更新式は、上式の等号成立条件

$$h_{k,n}(x) = e^{-\frac{(x-\Omega_k - \log n)^2}{4\sigma^2}} \quad (31)$$

が対応する。この補助関数  $\Phi^{++}$  は、 $\Omega_k$  に関する二次式であり、解析的にその更新式が得られる。

$\Omega_k =$

$$\frac{\sum_n \frac{1}{\lambda_{k,n}} \int_{\mathbb{R}} \operatorname{Re} \left[ B_{k,n} m_{k,n}^*(x) W_y^*(x) \right] h_{k,n}(x) (x - \log n) dx}{\sum_n \frac{1}{\lambda_{k,n}} \int_{\mathbb{R}} \operatorname{Re} \left[ B_{k,n} m_{k,n}^*(x) W_y^*(x) \right] h_{k,n}(x) dx} \quad (32)$$

以上より、疑似周期信号重畳モデルのパラメータ最適化アルゴリズムは次のようにまとめられる。

**Step 0**  $\{\Omega_k, \{B_{k,n}\}_{1 \leq n \leq N}\}_{1 \leq k \leq K}$  の初期設定。

**Step 1** 式 (27) による  $m_{k,n}(x) W_y(x)$  の更新。

**Step 2** 式 (28) による  $B_{k,n}$  の更新。

**Step 3** 式 (31) による  $h_{k,n}(x)$  の更新。

**Step 4** 式 (32) による  $\Omega_k$  の更新後、Step 1 に戻る。

Table 1 提案法と従来手法 [2] の 2 ピッチ周波数推定における正解率

	(100Hz, 105Hz)	(400Hz, 423Hz)	(800Hz, 847Hz)
従来法 [2]	36%	54%	90%
提案法	88%	92%	86%

## 6 評価実験

### 6.1 シミュレーションによる収束性の比較

ここでの主な目的は、提案法が、1) 従来法 [2] 同様、安定性、局所回避能の面で優れているか、2) ウェーブレット変換領域のフィッティング問題に定式化しなおしたことで、周波数によらずにその推定性能を発揮できるかを調べることである。ここでは、一方のピッチ (100Hz, 400Hz, 800Hz,) に対して、もう一方のピッチが約  $2^{1/2}$  倍である、基本周波数が非常に近接した 2 つの周期信号の合成音 (16kHz) を分析対象として、提案法と [2] でその性能を比較した。モデルにおいて  $K = 2, N = 10$  とし、従来法 Gabor 変換の実効フレーム長さは 1024 点とし、提案法は 60Hz から 8kHz の分析帯域に対して、512 チャンネルのフィルタバンク分析を行った。それぞれの周波数組合せに対して、一回の推定毎に、入力信号の 10 個の調波成分の振幅と位相を乱数で発生させ合成信号を作りなおし、初期値も様々に変化させて、50 回ずつ推定を行った。各推定における、アルゴリズムの反復回数は 100 回とした。

今回は周波数によらない推定性能に着目するため、推定精度は、正解周波数を基準にしたセント値を用いる。周波数  $\omega$  のセント値は、基準の周波数  $\omega_0$  に対して、 $1200 \log_{10} \frac{\omega}{\omega_0}$  で計算される。誤差が 50 セント以内に収まるものを正解とみなして正解率を算出した。(800Hz, 847Hz) の分析では、両手法とも、[2] で従来手法に関して確認されたのと同様に初期値依存性少なく安定的かつ効率的な推定性能が確認された。また、周波数が低くなると従来法の性能が低下するのに対して、提案法は周波数によらずほぼ一定の性能を得ている。

### 6.2 混合信号 1ch 音源分離への適用の検討

提案法は 1ch 音源分離への将来的な適用可能性があり、その周波数依存性のない推定により、特に低い基本周波数を持つ音声等の分離において、[2] と比較してよい結果を得ると予想される。ここでは、音声・それと同程度の基本周波数帯域の楽器音に対する混合信号分離の実験と検討を行う。

楽器音信号は、「RWC 研究用音楽データベース: 楽器音」より 163VINO[3] (AM/FM 変調をもつヴィオラ) の実楽器音を用いて作成した二種類の単旋律の信号を加算し、音声信号は、ATR 研究用音声データベースのセット B 中の音声データから 2 話者の音声波形を加算し、それぞれ 16kHz にリサンプリングしてフレーム毎に分析する。各フレームの分離信号がどちらの音源に対応するかは本来定かではないが、今回はこの対応付けができていない仮の状況での分離性能を調べるために、分離信号がどの音源に対応するかを混合する前の各信号との近さを調べて判定する。

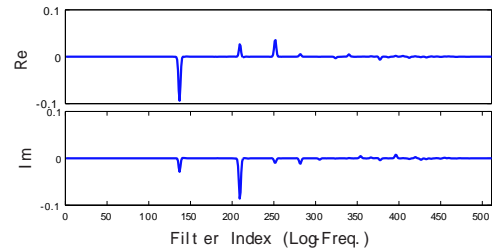


Fig. 1 混合前の楽器音信号のウェーブレット変換複素スペクトルの実部と虚部

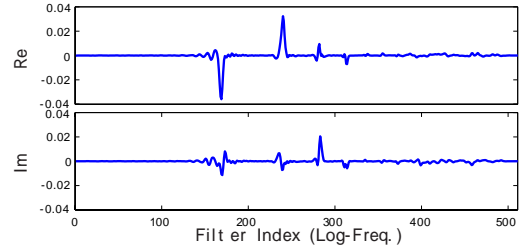


Fig. 2 混合前の音声信号母音部分のウェーブレット変換複素スペクトルの実部と虚部

楽器音の混合信号分離前後での双方の SN 比の改善値は、従来法 [2] の 4.7dB, 4.4dB に対して、提案法で 7.5dB, 8.2dB, であり、これは、提案法の周波数依存性のない推定により、低周波成分に対しても高い推定性能を持つことの良い例証となっている。一方、音声信号のウェーブレット変換 (Fig. 1 参照) は多くのフレームで、楽器音のそれ (Fig. 2 参照) に比べて、式 (13) のモデルと著しく異なり、その結果、分離前後での SN 比改善値は、従来法では 5.1dB, 4.0dB に対して、提案法では約 -15dB, -18dB であった。音声信号への適用には、疑似周期信号のモデルの妥当性についてさらなる検討が必要である。

## 7 おわりに

本稿では、ウェーブレット変換領域でのモデルと観測の間の誤差の  $\ell^2$  ノルム最小化規準に基づき、疑似周期信号重畳モデルのパラメータを最尤推定する、[2] と同様のアルゴリズムを導出した。また、シミュレーション実験により、本手法が周波数依存性のない基本周波数推定性能を持つことを確認した。また、提案手法を楽器音や音声の 1ch 混合信号分離に適用し、低域における楽器音信号分離に、従来法 [2] に比べて優れること、音声信号分離への適用のためには、モデルの妥当性に検討の余地があることを確認した。

## 参考文献

- [1] R. J. McAulay et al., IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process., 34(4), pp. 744-754, 1986.
- [2] 亀岡ら, “正弦波重畳モデルのパラメータ最適化アルゴリズムの導出,” 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 106, EA2006-97, pp. 49-54, 2006.
- [3] 後藤ら, “RWC 研究用音楽データベース: 音楽ジャンルデータベースと楽器音データベース,” 情報処理学会研究報告 2002-MUS-45-4, pp. 19-26, 2002.