

## いまさら聞けない信号処理

小野 弓絵\*

### Back to Basics Series: Digital Signal Processing

Yumie Ono\*

**Abstract** Digital signal processing is one of the fundamental technologies utilized in the field of biomedical engineering. Typical purposes of digital signal processing are acquisition and analysis of biological signals, noise reduction and extraction of the required signals, and identification of biological systems. This introductory article provides some basic ideas and techniques of digital signal processing in biomedical engineering: biosignal sampling, spectrum analysis, and filter design.

**Keywords :** Fourier transform, digital filter, spectrum analysis, sampling theory.

#### 1. はじめに

生体医工学研究では、細胞電位やカルシウムイオン濃度などのミクロな信号から、心電図・筋電図・脳波、音声、脈波、生体の関節位置や角度などのマクロな信号まで、生体が発生するさまざまな信号を研究の対象とする。これらの時間的に変化する物理量を適切に取得し、必要な解析を行うための基礎技術が信号処理である。基本的であるがゆえに、データ取得用の装置や解析用ソフトウェアにはしばしば信号処理を行うための設定（例えばサンプリング周波数やフィルタの設定）があらかじめ与えられていて、特にそれらの設定を意識せずに利用できる場合も多い。しかしこうした信号処理の要点を理解しておくことは、データの正しい解釈や実験技術の向上に貢献する。本稿では、生体が発するアナログ信号を取得し、解析するための基礎的な信号処理について、生体医工学研究を実際に行う上でおさえておきたいポイントを解説する。具体的には、(1)信号処理の役割、(2)信号の取得（標本化と量子化、サンプリングとも呼ぶ）、(3)スペクトル解析（信号に含まれる周波数成分の解析）、(4)フィルタ設計（必要な信号を抽出する処理）について述べる。近年では生体信号はコンピュータを用いて取得・解析される場合がほとんどであるため、本

稿では一定時間間隔でサンプリングされ（標本化）、とびとびの値を取り（量子化）、有限長のデジタルデータを取り扱うデジタル信号処理について述べる。紙面の都合上、定理や変換式は天下りの与えざるを得ないが、その証明や原理については成書[1, 2]やオンライン教材[3]などに詳細な説明があるのでそちらを参照されたい。

#### 2. 信号処理とは

デジタル信号処理とは、コンピュータにより信号を取得し、目的に応じて分析や加工、情報の抽出を行う技術の総称である。生体医工学研究では、生体のアナログな信号をコンピュータに取り入れる（標本化と量子化：第3節）、信号に含まれる時間あるいは空間周波数成分を評価する（スペクトル解析：第4節）、重畳するノイズ成分を除去したり、目的の周波数成分のみを抽出したりする（フィルタ処理：第5節）などの信号処理が行われる。本シリーズで今後取り上げる心電図・筋電図などの生体機能データの処理や、機械学習に用いる音声・画像データの取得に、信号処理は密接に関わっている。そのほか、入力信号に対する出力信号を計測し、信号がどのように変換されるかを数学的に記述するシステム同定にも利用される。以降では、最も基本的な1次元の時系列信号（音声や心電図、筋電図などに相当）を例にとってそれぞれの信号処理の概要と要点について述べる。

---

\* 明治大学理工学部  
Department of Electronics and Bioinformatics, School of  
Science and Technology, Meiji University

### 3. 信号の取得：標本化と量子化

#### 3.1 標本化と標本化定理

心電図や筋電図など、生体が発する信号は時間的に連続で、大きさも連続なアナログ信号である。これらをコンピュータ上のデータとして取り込む場合には、一定の時間間隔で計測を繰り返し（標本化）、それらの計測点をつないで連続的なデータを近似する（離散時間信号）。この計測の間隔を標本化間隔[s]あるいは標本化周波数  $F_s$ [Hz]と表し、計測したい信号が含む特徴（周波数成分）を再現できるように十分細かい間隔で標本化を行う必要がある。アナログ信号に含まれる最高周波数を  $F_{max}$  としたとき、情報を失わずに標本化を行うためには、標本化周波数  $F_s$  が次の要件を満たす必要がある（標本化定理）。

$$F_s > 2F_{max} \quad (1)$$

図 1 に示す例では  $F_{max} = 10$  Hz の信号（図 1a）に対して、 $F_s = 50$  Hz（図 1b）、12 Hz（図 1c）で標本化を行った場合を示している。図 1c では標本化した信号の見かけの周波数が変化している。これはエイリアシング（折り返し雑音）と呼ばれ、十分な細かさで標本化が行われなために生じる現象である。エイリアシングを防ぐため、一般的な測定器には抵抗やコンデンサからなるアナログプリ

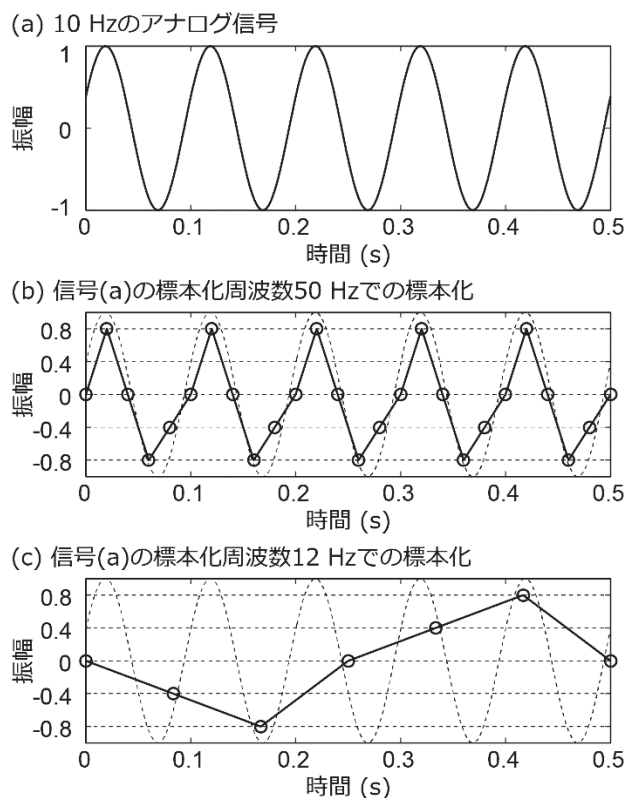


図 1 サンプリング周波数の違いによるデジタルデータの形状変化。

Fig. 1 Variations of digitally sampled signals depending on the sampling frequency.

フィルタが備わっており、あらかじめ信号成分の周波数帯の範囲を制限したうえで標本化が行われている。

#### 3.2 量子化

デジタルデータの取得では、連続的な信号を時間方向に離散的な間隔で計測するだけでなく、その振幅値も一定間隔の離散的な値に置き換えられる。この処理を量子化と呼び、測定器ではカウンタ回路などのアナログ素子を用いて実現されている。図 1b, c は 0.4 刻みの振幅で量子化を行った例であり、元のアナログ信号の振幅と量子化された振幅が必ずしも一致しないことが読み取れる。標本化・量子化されたデジタル信号を真値に近づけるためには標本化周波数、量子化ビット数（計測可能な範囲の振幅の分割の個数）を高くとるほど良いが、同時に計測されるデータの容量が大きくなるというトレードオフの関係がある。量子化においては、標本化における標本化定理のように情報の維持に関する定理は存在しない。計測の目的に応じて、十分な量子化ビット数を決定する。

### 4. スペクトル解析

#### 4.1 フーリエ変換

計測された時系列信号を周波数成分に分解し、その強度や位相を調査することをスペクトル解析という。信号を周波数成分に分解する手法として最も一般的なものはフーリエ変換であり、異なる周波数をもつ三角関数の和として信号を表現する。図 2 は、10 Hz と 50 Hz の信号を 3 : 1 で混合した信号に対するフーリエ変換の概念図である。時系列信号が周波数に対応する 2 つの信号成分に変換され、各周波数成分がどのぐらいの強度で含まれているか（図 2 右のパワー値）を知ることができる。

標本化された離散時間信号  $x(n)$  の離散時間フーリエ変換  $X(\omega)$  は次のように定義される。

$$X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)e^{-j\omega n}, \quad \omega = -\pi \sim \pi \quad (2)$$

ここで  $j$  は  $j^2 = -1$  を満たす虚数単位 ( $i$  と書く場合もある) である。 $\omega$  [rad] は正規化角周波数を表し、正規化周波数  $f = F/F_s$  を用いた表現で表すと  $\omega = 2\pi f$  である（以降、 $\omega$  も周波数と呼ぶ）。 $X(\omega)$  は複素数となり、ある周波数  $\omega$  に対する信号の振幅成分の大きさを示す振幅スペク

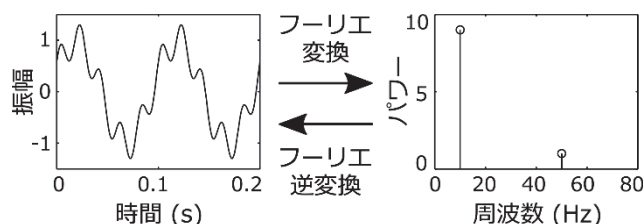


図 2 フーリエ変換の概念図。

Fig. 2 Schematic representation of Fourier transform.

トルは  $|X(\omega)|$ 、位相を示す位相スペクトルは  $\angle X(\omega)$  で与えられる。

この変換の対となるのが離散時間フーリエ逆変換であり、(3)式で与えられる。

$$x(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} X(\omega) e^{j\omega n} d\omega, \quad n = -\infty \sim \infty \quad (3)$$

式(2)、(3)に現れる複素指数関数  $e^{\pm j\omega n} = \cos \omega n \pm j \sin \omega n$  は一見複雑な式に見えるかもしれないが、これらの式の意味を直観的に説明すると以下ようになる。離散時間フーリエ変換(式(2))では、元の時系列信号  $x(n)$  に周波数  $\omega$  の三角関数を掛け合わせて総和を取る。 $x(n)$  に含まれる信号成分のうち、 $\omega$  以外の周波数をもつ信号成分は三角関数の対称性から総和を取るにより打ち消され、周波数  $\omega$  の成分のみが抽出されて  $X(\omega)$  を得ることができる。離散時間フーリエ逆変換(式(3))では、ある周波数のスペクトル成分  $X(\omega)$  に対応する周波数の三角関数を掛け合わせ、これを全ての周波数にわたって足し合わせることで元の時系列信号  $x(n)$  を再現している。

実際に計測される時系列信号は有限の長さ  $N$  をもつため、無限長の時刻点における計算が必要な離散時間フーリエ変換ではなく、以下に示す離散フーリエ変換(式(4))ならびに離散フーリエ逆変換(式(5))が用いられる。

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}, \quad k=0, 1, \dots, N-1 \quad (4)$$

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (5)$$

離散フーリエ変換では、周波数  $\omega$  の範囲  $2\pi$  を  $N$  等分した周波数  $\frac{2\pi}{N}k$  においてスペクトルが計算される。すなわち、周波数の刻み幅(解像度)  $\Delta\omega$  は  $\Delta\omega = 2\pi/N$  [rad] となり、解析するデータの点数  $N$  に依存する。このことは、高い周波数解像度を得たい場合にはデータ長が十分長い必要があり、時間解像度とのトレードオフが生じることを示している。

#### 4.2 窓関数

実データに対してフーリエ変換によるスペクトル解析を行う際には、さらに注意すべき点がある。有限の長さ  $N$  を持つ計測データ  $x_s(n)$  は、無限に長い元の信号  $x(n)$  に、 $n=0 \sim N-1$  以外の点では 0 となる信号  $w(n)$  を掛け合わせて長さ  $N$  の信号値を切り出してきたもの、すなわち

$$x_s(n) = x(n)w(n), \quad n = -\infty \sim \infty \quad (6)$$

であると考えられる。観測信号を切り出してくることから  $w(n)$  は窓関数と呼ばれ、最も単純な窓関数は  $w(n)=1$  ( $n=0 \sim N-1$ )、0(その他)を満たす方形窓となる(図 3a, b)。式(6)のように切り出された信号  $x_s(n)$  を式(2)や式(4)によってフーリエ変換することを考えると、その結果

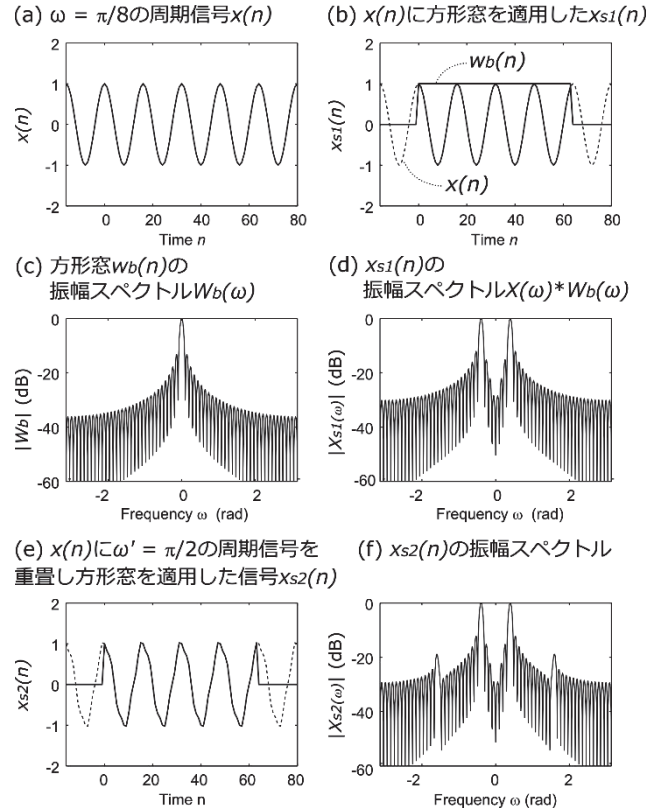


図 3 窓関数の有無が振幅スペクトルに与える影響。

Fig. 3 Effect of windowing in spectrum analysis.

は元の信号のスペクトルをそのまま表すのではなく、窓関数をかけた影響を受けてその形状が変化することがわかる。フーリエ変換の性質から、時間領域における積  $x(n)w(n)$  のフーリエ変換は、周波数領域における各関数のフーリエスペクトル  $X(\omega)$  と  $W(\omega)$  の畳み込み  $X(\omega) * W(\omega)$  となる。この様子を図 3a-d に示す。たとえばある単一の周波数  $\omega = \pi/8$  を持つ無限に長い信号(図 3a)をフーリエ変換すれば、理想的には図 2 に示した例と同様に、 $\pi/8$  において線状に存在する振幅スペクトル  $X(\omega)$  が得られるはずである。しかし、実際に方形波を用いて切り出したデータ(図 3b)に対して離散フーリエ変換を行うと、方形波の窓関数のフーリエスペクトル  $W_b(\omega)$ (図 3c)<sup>1</sup>で  $X(\omega)$  を畳み込むために、そのフーリエスペクトルは図 3d のように表される。

図 3d からわかるように、方形波による切り出しを行ってスペクトルの概形が変化しても、元信号に含まれるスペクトル成分のピーク位置は変わらないため、信号に含まれる周波数成分の解析は可能である。しかし方形波窓関数の

<sup>1</sup> 図 3, 4, 6 では、振幅スペクトルはフーリエ変換(式(2)~(5))で導入した負の周波数の範囲まで図示している。図 2 ならびに図 5 の概念図で示したパワー値や振幅スペクトルは、図 3, 4, 6 における振幅スペクトルの正の周波数の範囲(図の右半分)と対応している。



フーリエスペクトル (図 3c) はサイドローブ (元信号の周波数ピーク以外の周波数帯に現れるスペクトル成分) が大きいので、図 3e のように複数の周波数成分を含む信号を解析すると、パワーが相対的に小さい周波数成分のピーク (この場合は  $\omega = \pi/2$  成分) がサイドローブに埋もれ、検出しにくくなる場合がある (図 3f)。また離散フーリエ変換では切り出したデータを周期的に繰り返したデータに対してスペクトルを計算するため、特に長さの短いデータでその端どうしが不連続であると、スペクトルにその影響が表れてしまう。実際の解析では信号成分が持つ周波数は不明であり、かつ複数の周波数成分を持つことが多いので、ちょうどデータの両端が連続になるように解析するデータ長を設定することは不可能といえる。そのため、データの両端で必ず振幅が滑らかに 0 へ減衰していくような窓関数を適用してスペクトル解析を行うことが一般的である。スペクトル解析に用いられる窓関数にはハニング窓 (図 4a)、ハミング窓、ブラックマン窓、カイザー窓などが知られている。両端が 0 へ滑らかに減衰するこれらの窓関数は、方形窓と比べてサイドローブが小さいため、強度が比較的小さいスペクトルピークも検出しやすい。図 4c, d は、図 3b, e の信号にハニング窓 (図 4a, b) を適用してスペクトル成分を解析した例である。振幅スペクトルを比べると、方形窓は元の信号の周波数ピーク部分に現れるスペクトルピーク (メインローブ) の急峻さに、ハニング窓はサイドローブの小ささに特長があることがわかる。つまり、もし近接する周波数帯にスペクトルピークが複数存在する場合には、ハニング窓よりも方形窓の方がピークの分解能に優れることを示している。メインローブが急峻でサイドローブが小さい窓関数が理想的であるが、これらはトレードオフの関係にあり同時に実現することが

できない。目的に応じて適切な窓関数を選択する必要がある。

## 5. フィルタ設計

### 5.1 デジタルフィルタの設計とは

信号のスペクトル解析により検出したい信号の特性を評価した後は、しばしば必要な周波数成分のみを抽出したり、不要な周波数成分を除去したりするフィルタ処理が行われる<sup>2</sup>。こうした処理の一例であるローパスフィルタ (低域通過) 処理は、信号をフーリエ変換した周波数スペクトル  $X(\omega)$  に対して、その高周波数成分のみを遮断するような関数  $H(\omega)$  をかけて得られる信号  $Y(\omega) = H(\omega)X(\omega)$  (図 5a) をフーリエ逆変換することで実現できる (図 5b)。なお、図 5a では振幅スペクトル  $|X(\omega)|$  を示してフィルタの概念を説明しているが、位相スペクトルも含めたデジタルフィルタの応答については次節以降に示す。周波数スペクトルのどの部分を残し (通過域)、どの部分を削除するか (遮断域) の目的によって、フィルタには図 5a, c に示すようにローパスフィルタ、ハイパス (高域通過) フィルタ、バンドパス (帯域通過) フィルタ、バンドストップ (帯域阻止) フィルタなどの種類がある。実際のフィルタ処理においては、フーリエ変換の畳み込みの性質

$$y(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k)x(n-k) \quad (7)$$

$$\leftrightarrow Y(\omega) = H(\omega)X(\omega) \quad (8)$$

から、元の離散時間信号  $x(n)$  とデジタルフィルタを表す数列  $h(n)$  との畳み込みの計算を行うことに等しい。デジタルフィルタの設計とは、希望の処理が行えるように数列  $h(n)$  を設計することである。例えば、 $h(n) = \left[\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3}\right]$

と与えるとき、式 (7) からこのフィルタは  $x(n)$ ,  $x(n-1)$ ,  $x(n-2)$  の平均を  $y(n)$  として与えることを示す。これはローパスフィルタの一種である移動平均フィルタを実現する。

また、式 (7) は  $h(n)$  がデジタルフィルタの単位インパルス応答<sup>3</sup>であり、すべての時間に対して  $x(n)$  を畳み込むことでフィルタの応答  $y(n)$  が与えられることを示している。 $h(n)$  が有限区間の数列であるとき、このデジタルフィルタを FIR (finite impulse response) フィルタ、無

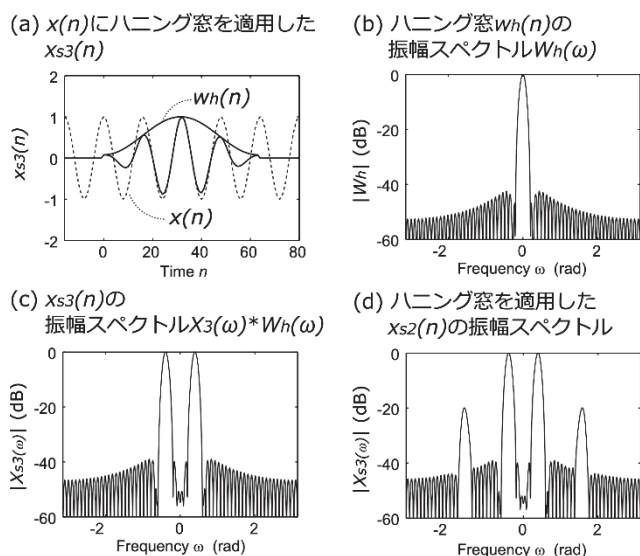


図 4 ハニング窓による振幅スペクトル解析の結果。

Fig. 4 Example of spectrum analysis with Hanning window.

<sup>2</sup> 本稿の範囲では、フィルタ処理を表すシステム (入力  $x(n)$  を入れると出力  $y(n)$  が出力される演算や装置の総称) に線形時不変性を仮定する。線形時不変性とは、入力が定数倍されると出力も定数倍され (線形性:  $nx(n) \rightarrow ny(n)$ )、時間をずらして信号を入力すると、同じ形の出力が同じ時間だけずれて得られる (時不変性: 任意の  $n_0$  に対して  $x(n-n_0) \rightarrow y(n-n_0)$ ) ということである。

<sup>3</sup> 単位インパルス応答とは、時刻 0 では値 1、その他の時刻では値 0 をとる信号を、あるシステムに入力した際に得られる応答のことである。

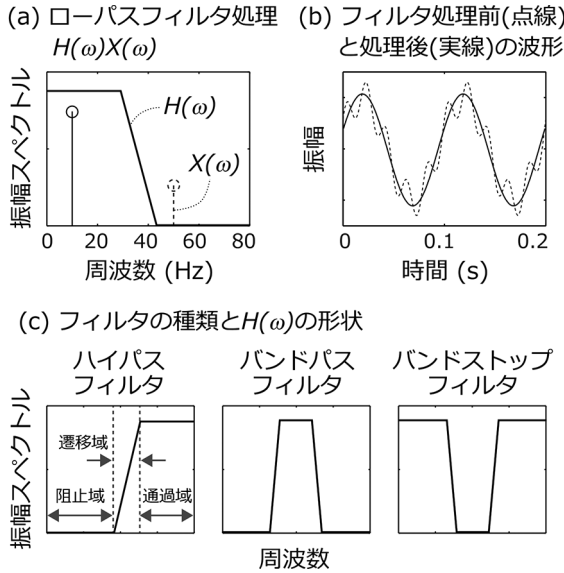


図5 フィルタ処理の概念図と種類.

Fig. 5 Schematic representation of filtering and variations of filters.

限区間の数列であるとき IIR (infinite impulse response) フィルタという.

IIR フィルタが扱う無限区間の数列  $h(n)$  そのものは現実世界では直接記述できないが, 時刻  $n$  までにすでに計算されている出力  $y(n-1)$  と現在の入力  $x(n)$  との再帰的な線形和として  $y(n) = \alpha y(n-1) + \beta x(n)$  ( $\alpha, \beta$  は定数) のように表せば実現することができる. したがってデジタルフィルタの入出力関係を一般形としてまとめると式(9)のように示すことができる.

$$y(n) = -\sum_{k=1}^N a_k y(n-k) + \sum_{k=0}^N b_k x(n-k) \quad (9)$$

ただし  $x(n) = y(n) = 0$  ( $n < 0$ )

式(9)において  $N+1$  はデジタルフィルタの次数と呼ばれ, 何点分過去にさかのぼったデータを線形結合するかを示している. デジタルフィルタの設計では, 次数  $N+1$  と係数  $a_k, b_k$  を決定し, 次節5.2に示す周波数応答を調査して目的の処理を実現することが具体的な作業となる.

### 5.2 デジタルフィルタの周波数応答

あるデジタルフィルタの入出力関係を記述するために, 入力  $x(n)$  の  $z$  変換  $X(z)$  と出力  $y(n)$  の  $z$  変換  $Y(z)$  の比  $Y(z)/X(z)$  で表される伝達関数が用いられる.  $z$  変換とは, 離散的な時間信号のふるまいを計算しやすくするために使われる数学的技法で, 時刻  $n$  における信号値  $x(n)$  を, 複素変数  $z$  の  $-n$  乗にかけ合わせた  $z$  の多項式として記述するものである.

$$X(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)z^{-n} \quad (10)$$

デジタルフィルタの一般形の式(9)の両辺に  $z$  変換を適

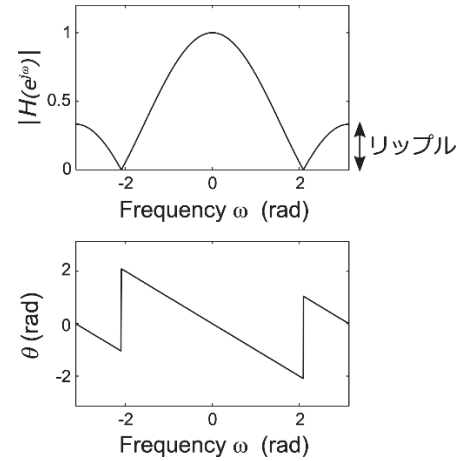


図6 移動平均フィルタの周波数応答.

Fig. 6 Frequency response of moving average filter.

用すると

$$Y(z) = -\sum_{k=1}^N a_k z^{-k} Y(z) + \sum_{k=0}^N b_k z^{-k} X(z) \quad (11)$$

が成り立つため, 伝達関数  $H(z) = Y(z)/X(z)$  は

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{k=0}^N b_k z^{-k}}{1 + \sum_{k=1}^N a_k z^{-k}} \quad (12)$$

とおくことができる.

$z = e^{j\omega}$  を式(12)に代入して得られる  $H(e^{j\omega}) = Y(e^{j\omega})/X(e^{j\omega})$  は, ある正規化周波数  $\omega$  の入力信号がデジタルフィルタ処理によりどの程度増幅され, 位相が変化するか (変化量  $\theta$ ) という周波数応答を表す. 例えば5.1節で例示した3点の移動平均フィルタの出力  $y(n)$  は式(9)において  $a_k = 0, b_k = \frac{1}{3}$  ( $k=0, 1, 2$ ) とおいたものに等しい. つまり次数3のFIRフィルタである. その周波数応答  $H(z)$  を図示すると図6のようになる. 振幅スペクトルをみると低周波数領域を通過させるローパスフィルタとしてはたらくことがわかる.

実際のフィルタ設計を行う際には計算機を用いて  $a_k, b_k$  の決定を行うことが多いため実用的ではないが, 伝達関数の分母分子の多項式をそれぞれ因数分解することでフィルタの特性を見積もることができる. 伝達関数の分子多項式が0となる  $z$  の値を零点, 分母多項式が0となる  $z$  の値を極という.  $Y(\omega) = H(\omega)X(\omega)$  の関係から, 零点では振幅スペクトルが0となって対応する周波数の信号が完全に遮断されること, 極の付近では振幅スペクトルが大きい値を取り通過域となることがわかる. ただし, 零点と極が一致する場合は式(12)の分母と分子で多項式が通分され, 極としても零点としてもはたらない.

### 5.3 計算機によるデジタルフィルタの設計

デジタルフィルタの設計では, まずFIRフィルタとIIRフィルタのどちらを用いるかを決定する. FIRフィル

タの特徴は、出力信号の位相スペクトルが周波数に対して線形に変化する線形位相特性をもつことである (図 6)。各周波数の信号が等しい時間遅れを持つため、複数の周波数帯の信号が混合した信号を入力しても、フィルタを通過して出力される信号に歪みが生じないことが利点となる。脳波解析など、フィルタ処理により抽出する信号が多帯域にわたり、かつそれらの時間構造が重要な場合は FIR フィルタを用いる。IIR フィルタは線形位相特性を持つことができないが、同様の振幅特性を持つフィルタを FIR フィルタよりも少ない次数で実現できるという利点がある。オンライン処理を行うとき、あるいは利用する目的の信号が単一の周波数帯に限定されている場合は、IIR フィルタを用いる。

フィルタの種類を決定したら、求める周波数特性を実現するために必要なフィルタの次数を決定する。周波数特性の仕様は、遮断周波数と減衰量として与える。例えば、40 Hz 以上の高周波数信号を取り除きたい場合は、遮断周波数が 40 Hz (標準化周波数で除して正規化周波数として与える場合もある)、減衰量は 40 dB というように与える。遮断周波数で急峻に減衰するフィルタが理想であるが、実際には通過域 (入力信号成分がほぼそのまま出力される周波数帯域) と阻止域 (入力信号成分がほぼ削除されて出力される周波数帯域) の間に、これらを接続する遷移域 (振幅スペクトルがピークから 0 へ減衰していく周波数の範囲) が現れる (図 5c)。

MATLAB などの数値解析ソフトウェアを用いてフィルタ設計を行う場合は、フィルタの次数と希望する遮断周波数を決めてデジタルフィルタを作成し、その振幅特性、位相特性を確認する。フィルタの次数が大きいくほど遷移域が小さく、急峻な振幅特性が得られるが、フィルタ処理の計算に時間がかかる。また FIR フィルタの場合は通過域、阻止域にリップルが生じ (図 6)、信号に含まれる周波数帯に依存して減衰率が変化することになる。したがってリップルを含めて通過域、阻止域における処理が要求仕様を満たすか確認する必要がある。

FIR フィルタの設計では、理想的な周波数応答の単位インパルス応答に方形窓やハミング窓などの窓関数をかけてフィルタの係数を決定する窓関数法が一般的に用いられる。IIR フィルタについては、コンデンサや抵抗を用いてアナログ回路で実現されるアナログフィルタの研究からその振る舞いが既知で、設計の基本となるプロトタイプフィルタを基に目的の設計を行うことが一般的である。プロトタイプフィルタの種類としては、バターワースフィルタや

チェビシェフフィルタ、楕円フィルタなどがあげられる。それぞれの設計法の実際については文献[1]やオンラインドキュメンテーション[4]を参照されたい。

## 6. お わ り に

「いまさら聞けない信号処理」と題して、信号処理の役割、信号の取得、スペクトル解析、フィルタ設計について解説した。幅広い背景を持つ本学会の読者を想定してなるべく数式を使わず、図による例示を心掛けた。本稿をきっかけとして、普段の研究で何気なく使用している信号処理の設定条件やその意味について再考する機会となれば幸いである。

**利益相反** 日本生体医工学会の投稿規定の基準による開示すべき利益相反関係は無い。

**謝辞** 執筆の機会をいただきました日本生体医工学会編集委員の皆様へ感謝申し上げます。

## 文 献

1. Higuchi T, Kawamata M: MATLAB taiou Digital signal processing. MORIKITA PUBLISHING Co. Ltd., Tokyo, 2015.  
樋口龍雄, 川又政征: MATLAB 対応 デジタル信号処理. 森北出版, 東京, 2015.
2. Okadome T: Foundation of Digital Signal Processing -Example and Figure based Explanation-. Kyoritsu Shuppan Co., Ltd., Tokyo, 2018.  
岡留剛: デジタル信号処理の基礎—例題と Python による図で説く—. 共立出版, 東京, 2018.
3. Kagami S.: Yaruo de manabu digital shingo shori. (<http://www.ic.is.tohoku.ac.jp/~swk/lecture/yaruodsp/main.html>) [accessed May 27, 2019]. (in Japanese)  
鏡 慎吾: やる夫で学ぶデジタル信号処理. (<http://www.ic.is.tohoku.ac.jp/~swk/lecture/yaruodsp/main.html>) [accessed 2019 年 5 月 27 日].
4. MathWorks: Digital Filter Design. (<https://jp.mathworks.com/help/signal/filter-design.html>) [accessed May 27, 2019].

小野 弓絵 (オノ ユミエ)

2004 年早稲田大学大学院理工学研究科電気工学専攻修了, 博士 (工学)。日本学術振興会特別研究員, 神奈川歯科大学学生体機能学講座 (生理学) 講師・准教授等を経て 2011 年より明治大学理工学部電気電子生命学科専任准教授, 2017 年専任教授, 現在に至る。脳・生体機能計測の医学応用に関する研究に従事。

日本生体医工学会, 日本神経科学学会, 北米神経科学学会の会員。  
日本自律神経学会・日本生体磁気学会の会員・評議員。

