Nagoya J. Health, Physical Fitness, Sports Vol.21, No.1 (March 1998)

ウェーブレット変換の生体信号解析への応用

The application of wavelet transform to a bio-signal processing

秋　谷　一　平 *　　池　上　康　男 **　　矢　部　京之助 **

Ippei AKIYA*, Yasuo IKEGAMI**, Kyonosuke YABE**

This article describes the application of wavelet transform (WT), a new method of time-frequency analysis, to the bio-signal analysis and comparison with a traditional spectrum analysis by Fourier transform (FT).

The model of stationary and non-stationary signal data were transformed to the scalogram and the spectrum by WT and FT respectively. As a result, the spectrum analysis was not sufficiently useful in the non-stationary signal data, because of the loss of time domain information.

These two types of transformation methods were applied to EMG signal. The scalogram (by WT) expressed sufficiently the feature of EMG signal that the energy distributions were altered in each scale (frequency bands) with time.

These results suggested that in the processing of bio-signal data such as EMG which is a non-stationary signal, it is in need of the time-frequency analysis rather than spectrum analysis. WT is effective in analysis of the bio-signal on time-frequency domain.

は　じ　め　に

我々人間が住んでいる四次元空間において、量として表現可能な現象の時間的、空間的変動は一般に信号として扱うことが可能である。計測された信号は、ある現象を生み出している「原因」に対する「結果」として考えることができ、この「結果」としての信号を詳しく調べることで、その現象の発生原因、もしくは発生メカニズムを明らかすることが可能と思われる。

スポーツ科学を行う者にとって、心電図、筋電図、脈波等は広く一般的な生体信号で、これら信号を解析することで運動時の生体制御システム等を明らかにできるのではないかという期待が持たれている。また、生体信号の多くは時間軸上で見られる変動であり、解析手法としては、自己相関関数、相互相関関数、積分値、振幅平均などがあげられ、さらに時間軸上のデータを周波数軸上に変換して解析するスペクトル解析は、信号の質的表現に有用である。

時間軸上のデータからスペクトルを算出する方法が幾つか存在しているが、フーリエ変換とりわけデータ数を2の整数乗にすることで高速に計算のできる高速フーリエ変換を用いたものが広く用いられている。equ-1の定義式をみると分かるがフーリエ変換は、ある時刻からある時刻までの切り出した時間窓全域で、周波数成分の不変を強要している。つまり、時間窓全域で周波数成分が不変であるという仮定が必要となる。

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\, e^{-i\omega t} dt \quad \cdots \text{equ-1}$$

生体信号の場合、これまでの報告をみる限り定常信号、つまり周波数成分が一定であるという証明はなされていない。ましてや運動中の生

*　名古屋大学大学院医学研究科健康増進科学 II
**　名古屋大学総合保健体育科学センター
*　Health Promotion Science II, Graduate School of Medicine, Nagoya University
**　Research center of Health, Physical Fitness and Sports, Nagoya University

体信号では、時々刻々と変化する内的、外的環境を考えると、定常であるという仮定は難しくなってくる。

そこで、時間とともに周波数成分の変化をみる必要が出てくる。この周波数成分の時間的変動をみる方法は、時間 - 周波数解析と呼ばれている。この時間 - 周波数解析の手法のひとつとして近年ウェーブレット変換が注目されている。

本稿では生体信号の解析手法として、フーリエ変換に変わるウェーブレット変換の有用性について報告する。

方　　法

1）ウェーブレット変換

equ-2 に、ウェーブレット変換の定義式を示した。ψ はマザー・ウェーブレットあるいはアナライジング・ウェーブレットと呼ばれ、a はスケール・パラメータと呼ばれ ψ の横幅（関数値が 0 でない区間の x 軸上の長さ）であり、b は ψ の時間軸上での位置をあらわしている。定義式からいって、ウェーブレット変換はスケールと位置の違う ψ と信号 f(x) との積をとる操作に等しい。時間軸上にある ψ はスケール・パラメータ a に応じてその横幅は a 倍となることから、1/a は周波数に対応する事となる。

$$(W\psi f)(b,a) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\int \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)f(t)dt} \cdots \text{equ-2}$$

また、多くの生体信号はアナログ量であるが、コンピュータを使って計算するには離散化の必要がある。離散データの場合、計算の高速性などからデータの数は 2 の整数乗個にすると都合がよいので、a を $1/2^j$、b を $k/2^j$ と置いた場合、離散ウェーブレット変換は equ-3 となる。

$$d_k^{(j)} = 2^j \int \overline{\psi(2^j t - k) f(t)dt} \cdots \text{equ-3}$$

本稿で用いたマザー・ウェーブレット ψ は、4m-B スプライン・ウェーブレットを使用した。このウェーブレットの構成方法については Chui and Wang の文献[2),3)]に記載されている。実際の計算には榊原の作成した Mathematica Package[1)]を使った。

2）スペクトル

スペクトルの算出には、高速フーリエ変換 (FFT) を用い、その絶対値の 2 乗値を使って描いた。

結果と考察

1）疑似データによる比較

fs(x) ＝ $\sin 15\pi x + 0.5\sin 50\pi x + 0.8\sin 80\pi x + 0.6\sin 100\pi x$

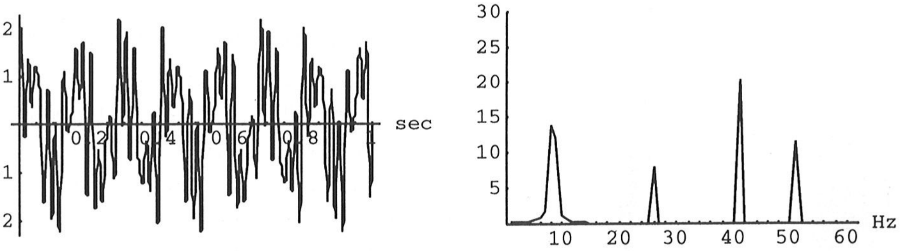
fn(x) ＝ $4\mathrm{Cos}200^x\ \mathrm{Cos}(2x-1)$

この二つの関数を用いて、それぞれ x が 0 から 1 の間で等間隔に 128 個の離散値を求めて疑似データとした。fs(x) は 4 つの異なる周期を持つ正弦波の線形結合で x が－∞から∞まで周期の変化は起こらない定常信号である。それに対し fn(x) は余弦波の周期と振幅が x とともに変化していくような非定常信号である。

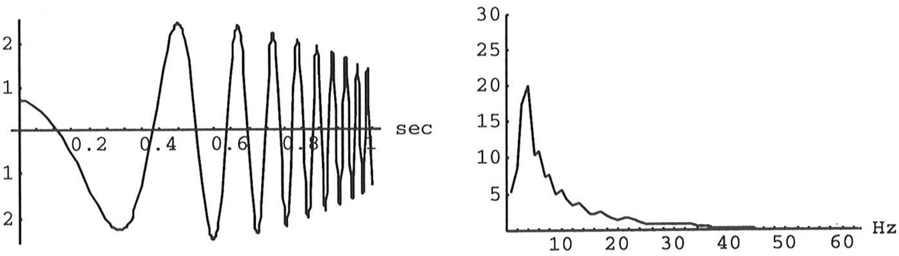
図－1には fs(x) とそのスペクトルを、図－2には fn(x) とそのスペクトルを図示した。定常信号では含まれる周波数に応じた個所にスペクトルのピークがあることから、定常信号に対するフーリエ変換の有用性は疑う余地が無い。ところが、非定常信号においてはスペクトルのピークは非常に曖昧で信頼性に乏しく、また時間に伴う周波数成分の変化を表現できていない。

次に、これらの疑似データを使って、ウェーブレット変換をしたものが図－3である。このグラフはウェーブレット変換した値の 2 乗値を 3 次元グラフ化し、色の濃淡でのその値を示したもので、スカログラム[4)]と呼ばれている。fs(x) では時間とともに周波数成分が変化しないことが見て取れる。次に非定常信号の場合では、時間とともに信号のエネルギーがスケールの小さい側、つまり高周波側へとシフトしていく様子が表現されている。

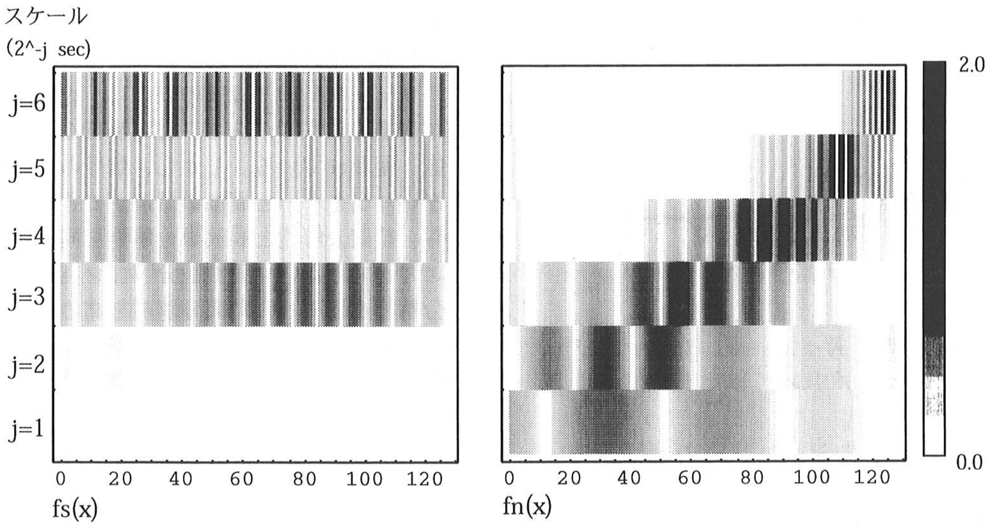
これらのことから、時間経過とともにその周波数成分が変化していくような非定常信号を解析する場合、フーリエ変換を用いるより、ウェーブレット変換を用いるほうが、信号の特徴をよ



図－１　fs(x) とそのスペクトル



図－２　fn(x) とそのスペクトル

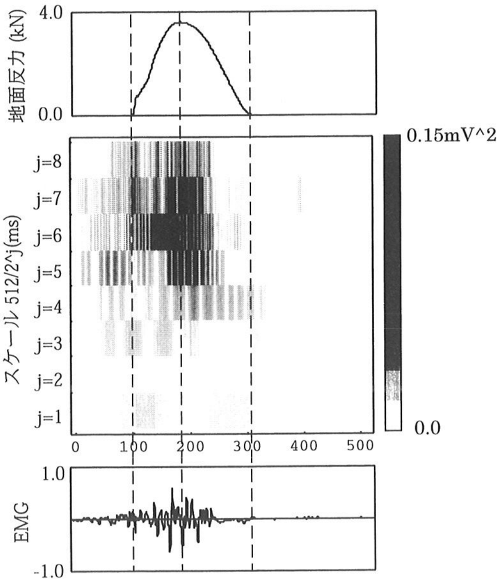


図－３　fs(x) と fn(x) の離散スカログラム

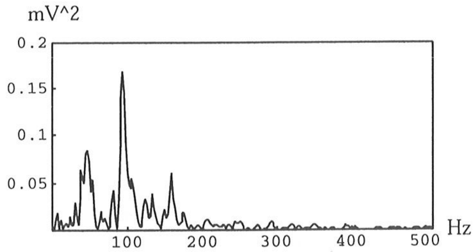
り明確に表現可能であると言える。

2）EMG のウェーブレット変換

今度は実際に EMG データを使って、ウェーブレット変換とフーリエ変換との比較を行う。EMG は、つま先ジャンプ中のヒラメ筋から導出したものを用いた。つま先ジャンプは、足関節の背屈・底屈という切り返し動作を含むダイナミックな動作で、しかも短時間で運動が終了



図－4　ヒラメ筋 EMG とそのスカログラム、および地面反力



図－5　ヒラメ筋 EMG のスペクトル

するという特徴を持っている。EMG データは 1ms 間隔でサンプリングした 512 個の離散データである。

図－4につま先ジャンプ時の地面反力、EMG、スカログラムを示した。これをみると、着地前にある筋放電は主にスケール・パラメーター j = 7,6,5 にエネルギーが集中しており、着地直後は j = 7,6、すこし遅れて j = 5,8 のエネルギーが大きくなってきているのが見て取れる。

対して、図－5のスペクトルでは EMG データ全体の中での周波数分布を表現しているのみである。

皮膚表面で観察される EMG は個々の運動単位の活動電位の総和であると考えることができ、運動単位のサイズにより活動電位の周波数応答が違うことから、運動制御のメカニズムを解明するうえで、EMG の周波数解析は極めて有効な手段と成り得る。しかし、これまでみてきたように、フーリエ変換を用いたスペクトル解析では、時間情報を全て失っているため、EMG の様に時間とともに、周波数分布がダイナミックに変動するような非定常信号の解析には有効な手段とは成りにくい。皮膚表面で観察される EMG に影響を与える要因として、運動単位のリクルートメントと発火頻度が挙げられる。これらは直流電圧のように、ある時刻になって急激に（ステップ関数状に、不連続に）ある値にまで変化し、またある時刻になって、急激にもとに元に戻るといったものではない。したがって、運動制御のメカニズムを探る手段として、どうしても時間要因を排除することはできず、時間と周波数両方を同時評価する必要がある。

時間－周波数解析の手法として、本稿で用いたウェーブレット変換のほかに、短時間フーリエ変換というのがあり、音声解析などの分野で広く使われている。しかし、信号の1周期以上を切り出さないと周波数分解ができないことから、時間分解能と周波数分解能を同時に高めることができない（周波数分解能を高めると時間分解能が低下し、時間分解能を高めると周波数分解能が低下する）という欠点を持っている。この欠点をうまく回避したのが、ウェーブレット変換と言える。

しかし、ウェーブレット変換では、周波数バンドの幅とその中心周波数との比が一定であるため、高周波域に行けば行くほど周波数分解能が下がるという欠点を持っている。

EMG はおおよそ 500Hz までの信号であるが、図－5のように 200Hz 以上のパワーが小さいことから、EMG の解析に際してウェーブレットの持つ欠点を把握して用いる分には、非常に有用な道具と成り得るだろう。

参 考 文 献

1）榊原　進：ウェーヴレット　ビギナーズガイド、東京電気大学出版局、1995.
2）Chui, CK and Wang J: A cardinal spline approach to wavelts. Proc. Am. Math. Soc., 113 (3), 785-793, 1991
3）Chui, CK and Wang J: On compactly supported spline wavelets and a duality principle. Trans. Am. Math. Soc., 330 (2), 903-915, 1991
4）Rioul, O and Flandrin, P, M: Time-scale energy distributions: A general class extendin wavelet transforms. IEEE Trans. Signal Process. 40 (7), 1746-1757, 1992

(1997 年 12 月 10 日受付)