

筋電信号解析における

Wavelet 変換の適用に関する研究

2007 年 3 月

鶴崎 俊哉

目次

<i>Synopsis</i>	1
第 1 章 序論	4
1.1 研究の背景.....	4
1.1.1 表面筋電信号の周波数分析	6
1.1.2 筋力の発揮と筋電信号.....	11
1.2 本論文の構成.....	15
第 2 章 関連する数学的知識	16
2.1 フーリエ変換 (Fourier Transform)	16
2.2 短時間フーリエ変換 (Short Time Fourier Transform)	18
2.3 連続wavelet変換 (Continuous Wavelet Transform)	19
2.4 離散wavelet変換 (Discrete Wavelet Transform)	21
第 3 章 離散 Wavelet 変換を用いた 表面筋電信号解析パラメータの提案	23
3.1 目的	23
3.2 方法	24
3.2.1 被験者.....	24
3.2.2 実験手順.....	24
3.2.3 分析パラメータ	25
3.2.4 解析方法.....	27
3.3 結果	28
3.3.1 漸増負荷による <i>RTPw</i> の変化	28
3.3.2 漸増負荷による周波数の変化.....	28

3.4	考察	29
3.4.1	漸増負荷による総パワーの変化	29
3.4.2	漸増負荷による周波数の変化.....	30
3.5	結論	31
第 4 章	連続漸増負荷による表面筋電信号周波数の変化 .	32
4.1	目的	32
4.2	方法	33
4.2.1	被験者.....	33
4.2.2	実験装置	33
4.2.3	測定方法	33
4.2.4	解析方法	34
4.2.5	統計学的処理.....	34
4.3	結果	34
4.3.1	漸増負荷による RTP_w の変化	34
4.3.2	漸増負荷による周波数の変化.....	35
4.4	考察	36
4.4.1	漸増負荷による RTP_w の変化について	36
4.4.2	漸増負荷による周波数の変化について.....	36
4.5	結論	37
第 5 章	連続 wavelet 変換による	
	動的筋収縮時における筋疲労評価	39
5.1	目的	39
5.2	方法	40
5.2.1	被験者.....	40
5.2.2	疲労課題	40

5.2.3	SEMGの計測.....	41
5.2.4	データ解析	41
5.3	結果	44
5.4	考察	46
5.5	結論	47
第 6 章	離散 wavelet 変換による	
	等尺性収縮時の筋疲労評価	48
6.1	目的	48
6.2	対象と方法.....	49
6.2.1	被験者.....	49
6.2.2	実験手順.....	49
6.2.3	解析方法.....	50
6.3	結果	53
6.4	考察	57
6.5	結論	59
第 7 章	総括及び今後の課題	60
	謝辞.....	62
	文献.....	63
	記号一覧.....	68
	省略語一覧.....	69
	研究発表.....	70

Studies on applications of wavelet transform for analyzing electromyographic signals.

Synopsis

This thesis deals with applications of wavelet transform for analyzing surface electromyographic signals (sEMGs). Changes in sEMGs during an increasing load test and muscle fatigue were evaluated based on parameters derived from the discrete wavelet transform (DWT) and the continuous wavelet transform (CWT).

Medical circles have promoted evidence-based medicine (EBM) in recent years. Many advanced medical inspection devices, e.g. a functional magnetic resonance imaging (fMRI) system and a positron emission tomography (PET), are thus used to improve scientific bases of medicine now. However, such devices are incredibly expensive even though they can give valuable objective information. On the other hand, a surface electromyography (sEMG) can be used comparatively cheaply and easily. A sEMG has been used as one of the objective measurements of the human muscle state. However, many problems are remained concerning effective usage of sEMG.

The first application of the wavelet transform (WT) is to evaluate changes in sEMG on increasing load tests during isometric contractions. Effective parameters for explaining muscle state were extracted using the DWT. The selected parameters were as follows. 1) $PD(j)$: power of signal components within the level j decomposition. 2) TP_w : total power of the components contained in all decompositions. 3) $RPD(j)$: power ratio of the $PD(j)$ to TP_w at level j .

On the first experiment, sEMGs were recorded from the biceps brachii in 14

health adult females, sampled at 1000 Hz,. The subjects were asked to perform a maximal voluntary isometric elbow flexion torque at 90° with the upper-arm vertical. The maximum forces were assumed to be 100%MVC (maximum voluntary contraction). Each subject was instructed to hold their elbow joint in the same position, and then an increscent load was applied in the extending direction to isometric contraction. The experimental results showed significant increases on TPws between 25% and 35% MVC. Shapes of the graphs *RPD(3)* and *RPD(4)* with respect to %MVC were changed from convex to concave, in spite of increases in TPw. This indicates recruitment of motor units (MU) of fast twitch fatigue resistant (FR) type and fast twitch fatigable (FF) type.

On the second experiment, sEMGs were recorded from 13 healthy adult female volunteers by changing weight of the load, with 1.03 Nm/s (low level: LL) and 1.37 Nm/s (high level: HL). Experimental results showed that values of TPw at 50%MVC on HL load test were higher than the TPw on MVC. The experiment suggested recruitment patterns of the MU during muscle contraction. Therefore, these results indicate clinical significance of the parameters.

The second application of the WT is to assess muscle fatigue. On the first experiment, the sEMGs were analyzed using the CWT. Power spectral densities and the instantaneous mean frequency (IMNF) were calculated from wavelet coefficients of the sEMGs determined by the CWT. The power spectrum, the IMNF and components of higher frequencies were used for analyzing the sEMGs. Eleven healthy male volunteers performed arm curls task with 5 kg dumbbell until exhaustion. Six sEMGs of beginning one-second duration were recorded from the biceps brachii per person at 5, 10,15,20,25 and 30 trials during the task. The results showed that the IMNF shifted

significantly towards lower frequency and the components of higher frequencies were decreased significantly.

On the second experiment, the muscle fatigue during isometric contraction was analyzed based on the parameters of sEMGs derived from the DWT. Five healthy male volunteers performed isometric elbow joint flexion in the supine position. The sEMG signals were recorded from the biceps brachii during 70%MVC isometric contraction, sampled at 1000 Hz. The IMNFs and the parameters of sEMGs derived from the DWT were calculated from the SEMG signals. The results showed that the IMNFs shift towards lower frequencies, the values of $PD(1)$, $PD(2)$ were decreased, and the values of $PD(4)$, $PD(5)$ were increased with progress of muscle fatigue.

From the experimental results above, the applications of the wavelet transforms for analyzing the sEMGs were powerful and clinically useful. The relationships between the SEMGs and recruitment, firing rates of the motor units, in various types of fibers will be investigated in near future.

第1章

序論

1.1 研究の背景

近年，医療界では科学的根拠に基づいた治療（Evidence Based Medicine；EBM）が提唱され，社会的にもその考えは広がっている．平成18年診療報酬改定ではリハビリテーションに関わる算定期間が疾患分類ごとに設定され，運動器疾患では発症から150日，脳血管疾患では発症から180日が上限となった．これは高騰する医療費を抑制する目的ではあるが，一方で科学的根拠のない医療は排斥されるという側面をもつ．リハビリテーション医療，なかでも理学療法分野においては，その評価や治療に先人達の経験を背景としている場合が多い．これらはEBMの考え方に基づいて検証が進められているが，その多くは効果判定に関わる疫学的な研究であり，効果の背景となる生理学的な検証は十分とは言えない．最先端の医療診断機器，functional Magnetic Resonance Imaging（fMRI）やPositron Emission Tomography（PET）の登場によって脳科学からの解明が期待されるが，これらの機器は高額で容易に使用することができない．

脳は様々な感覚刺激を入力情報とし，その情報を処理しながら出力を調整しているが，出力の多くは筋の制御という形で行われる．そのため筋電信号（electromyography；EMG）はヒューマン・マシン・インターフェースとして注目されている．EMGはリハビリテーション医療においても診断や動作分析法として古くから使用されており，なか

でも表面筋電信号 (surface EMG ; SEMG) は比較的安価で使用しやすいことから、理学療法分野でも盛んに用いられている。しかし、その使用にあたっては企業による EMG 機器の開発・販売が先行し、ユーザ側に十分な知識がないまま不適切な信号処理が行われていることも多い。

また、高齢化社会が進んだ日本では予防医学への関心が高まり、寝たきり予防のための転倒予防教室等が行政を主体として行われている。転倒予防教室では下肢の筋力を向上させるためのトレーニングが盛んに行われているが、高齢者の筋は柔軟性の減少により損傷を受けやすいため厳密なトレーニング量 (負荷量, 時間など) のコントロールが必要であるが、現在はこれも経験的に決定されていることが多い。

本研究では、以上の問題点を踏まえ、リハビリテーションの効果判定やトレーニング量の決定に EMG を使用する目的で、SEMG 解析における Wavelet 変換の適用について報告する。

1.1.1 表面筋電信号の周波数分析

a. 筋電信号 (Electromyography : EMG) の概要

筋線維は筋細胞膜によって包まれており、筋細胞膜には特定のイオンが細胞内液と組織間液との間を移動できるチャンネルがある。細胞内液は高濃度のカリウムイオン (K^+) と有機陰イオンが含まれ、組織間液には高濃度のナトリウムイオン (Na^+) と塩素イオン (Cl^-) が含まれている。このうち K^+ と Cl^- はチャンネルを通り抜けることができるが、 Na^+ はこれが困難で、有機陰イオンは通り抜けることができない。これにより筋細胞膜の内外で濃度勾配によるイオンの移動とそれによって生じた荷電による電位差、ナトリウム-カルシウムポンプと呼ばれる代謝エネルギーによるイオン輸送システムの働きにより、安静時の筋線維は内側が $-70\sim 90mV$ 程度の負電位 (静止膜電位 *resting potential*) となっている。筋線維が収縮するためには中枢神経系が運動ニューロンを興奮させ、この興奮がインパルスとして神経終末に到達し、神経終末が運動終板の間でアセチルコリンを放出する。アセチルコリンは終板膜のアセチルコリン受容体と結合し、終板電位と呼ばれる脱分極性の電位変化を引き起こす。終板電位がある値 (閾値) に達すると筋細胞膜の Na^+ 透過性が高まり、終板膜に隣接する筋線維の膜電位に一時的な極性の逆転が起こり、瞬間的に $+100mV$ 以上上昇 (脱分極) し、再び元に戻 (再分極) る。脱分極により筋線維の活動部分と隣接する非活動部分に電位差が生じ、ここにイオンの移動が生じることで活動電位は活動開始部分から双方向性に筋線維を伝搬する。これを筋線維 (筋細胞) の活動電位 (*action potential*) と呼び、これを細胞外から記録したものが筋電信号 (*electromyography : EMG*) であり、このうち皮膚表面の電極で記録したものを表面筋電信号 (*surface electromyography : SEMG*) と呼ぶ。

筋線維は、1本の運動ニューロンとこれにより支配される複数の筋線維の組み合わせである運動単位 (*Motor Unit : MU*) ごとに活動する。同一運動単位内の筋線維は筋内の様々な部分に分布しているため、*SEMG* は複数の活動電位が時間的、空間的に干渉した波形となる。*EMG* の測定においては他に針電極やワイヤー電極が用いられるが、こ

れらは生体内に電極を挿入する必要があり、感染症や痛みを引き起こすリスクがある。SEMG は簡便且つ安全でダイナミックな活動における筋活動時にも記録することができるため、リハビリテーション医学やスポーツ領域で盛んに用いられている。

b. 筋電信号の処理法

EMG から得られるもっとも基本的な情報は、時間経過の生波形から、筋が活動している時期を特定することである。これは VTR 等による動作分析機器と組み合わせられることで、歩行をはじめとする各種動作における各筋の役割を特定するために用いられてきた。この方法では、EMG 自体に含まれる情報にはあまり目が向けられていなかった。しかし、EMG には筋収縮に動員される MU 数や MU 活動電位の発火頻度、発火の同期化、筋線維の伝導速度などの情報が含まれていることは明白である。ただ SEMG の場合、これら有益な情報に関節運動や交流電源からのアーチファクト (artifact)、近隣の筋からのクロストーク (cross talk) などが混入する場合もあり、目的とする情報を取り出すためには何らかの処理を必要とする場合が多い。以下に、臨床上使用されることの多い処理法について述べる。

1) 整流

SEMG 信号の生波形は、ランダムに変動する双極性の信号となる。整流は、SEMG 波形を単極性にするためによく用いられる。整流には片側の信号を除去する半波整流と、片側の信号を反転させる全波整流がある。このうち、臨床的によく用いられるのは全波整流で、信号の持つエネルギーをすべて保持することができる。

2) 包絡線処理 (リニアエンベローブ法)

SEMG 信号の処理に全波整流とローパスフィルターを用い、整流された信号の移動平均をとることで滑らかな包絡線を描かせる[1,2]。神経の命令を推定できるとされ、市販の SEMG 機器の多くで使用されている。SEMG 信号の変化を大局的に分析する為には有効である。

3) 積分

SEMG 信号を全波整流後，一般的には一定の時間間隔で積分する (1.1.1).

$$I\{s(t)\} = \int_0^T |s(t)| dt \quad (1.1.1)$$

ここで $s(t)$ は EMG 信号， T は時間間隔を示す．これにより得られた値 $I\{s(t)\}$ は，SEMG 曲線と時間軸の間の面積であり，筋の活動量の指標として多くの研究で用いられている[1-3].

4) 実行値 (root mean square : RMS)

RMS は交流信号の強度を示す基本的な数量で，ノイズの多い信号や非周期性の信号，非正弦波形型の信号でも一貫性があり，工学分野で広く利用されている．SEMG においては式 (1.1.2) を用いて算出される．

$$RMS\{s(t)\} = \left(\frac{1}{T} \int_0^T s(t)^2 dt \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1.1.2)$$

整流あるいは積分した EMG よりも RMS が妥当な情報を保持しているとされ，MU の一連の活動電位が重畳して打ち消されない[1-3].

5) 周波数処理

前述のように EMG の分析は主に時間領域に着目して行われてきた．ここにコンピュータの高機能化，信号処理のデジタル化，フーリエ変換 (Fourier transform) の採用などの要因が加わり，分析の視点が周波数領域に移った．特に筋疲労に関する研究において広く使用されている．

・フーリエ変換

EMG 信号は周期性のない干渉波形であるため，確率過程現象の表現とみなしフーリエ変換を用いる．そのため EMG 信号は定常性 (エルゴード性) を前提とし，比較的低

出力の等尺性収縮時信号が用いられる。SEMG 信号の分析においては、パワースペクトルを求めて使用されることが多い。

・離散フーリエ変換 (discrete Fourier transform : DFT)

DFT は信号のコンピュータ処理に適した方法で、多くの場合高速フーリエ変換 (fast Fourier transform : FFT) が使用されている。EMG 信号はもともとアナログ信号であるが、これをコンピュータ上で処理するためには A/D 変換を行う必要がある。信号の周波数特性を維持しながら A/D 変換を行うにはサンプリング周波数が重要で、最低限必要なサンプリング周波数をナイキスト周波数 (Nyquist frequency) とよび、サンプリング定理により原信号に含まれる最高周波数の 2 倍と定義されている。SEMG の場合、原信号に含まれる有効な周波数は 250Hz 程度とされている。その処理には計算アルゴリズムを高速化した FFT が使用されている。

6) 標準化

SEMG 信号の臨床使用においては、経時的変化や個体間比較、筋の収縮条件等を比較する必要がある。しかしながら SEMG 信号は電極位置の変化、組織組成の変化、温度変化など様々な要因の影響を受けるため、直接的な比較が困難な場合が多い。そのため、その時々被検筋ごとの標準化を行う必要がある。標準化のもっとも一般的なものは等尺性最大随意収縮 (maximum voluntary isometric contraction : MVC) である。これは筋長を一定にして (一般的には便宜上、関節角度を一定とする)、被験者に最大努力での筋収縮を起こさせるもので、この際の SEMG 信号を基準として MVC に対する百分率で表す。MVC を基準とするのは、筋が発生する力と電気出力がほぼ直線的な関係があるという報告を背景としている。このほかにも、最大下等尺性収縮 (発揮する筋力が最大に満たないもの) を基準にする方法や等張性収縮を使用する方法などが報告されている[2]。

c. 現状の問題点と研究目的

SEMG の周波数解析として広く使用されている FFT では、信号に定常性（エルゴード性）が求められる。しかし、MVC の 20~30% 以下では SEMG に定常性があると見なすことが可能であっても、MVC の 50% 以上での筋収縮では SEMG の変化が激しく非定常信号と見なすべきとの報告もあり [4]、関節運動をともなう時の SEMG への適応も含め FFT 適応の限界が指摘されている [5-7]。また標準化においては、筋を構成する MU の種類が比較的一定であれば SEMG 信号と筋が発生する力の間に直線的な関係が認められるが、多くの筋では複数の種類の MU が混在しているため、筋が発生する力が比較的低レベルであれば直線関係が成り立つものの、力が増加するにしたがい SEMG の電位が上昇することも報告されている。このため、これまで行われてきた研究は測定条件が限定されており、本来もっとも必要とされる動作時の筋活動は十分検討されていない。

SEMG を臨床上有効に活用するためには、SEMG 信号処理に非定常波形の処理が可能な wavelet 変換を適用し、新たな標準化法を検討する必要がある。

1.1.2 筋力の発揮と筋電信号

a. 筋線維，運動単位の種類

筋の構造上の単位は筋細胞であり，これは通常筋線維（muscle fiber）と呼ばれる。筋線維は筋線維内鞘と呼ばれる隔壁に包まれ，数本から 150 本ほどが集まり筋周膜に包まれた筋束を形成する。さらに筋束が集まり筋外膜もしくは筋膜と呼ばれる結合組織に覆われて筋を形成する。筋線維内鞘，筋周膜および筋外膜は，筋の収縮単位を結びつけてその動きを結合している。筋線維や筋束は結合されているグループ単位で機能するが，それぞれの筋線維は構造上独立しているため，独立して機能することができる。一本の筋線維が発生する張力は固定されているが，筋収縮に参加する筋線維数を調整することで筋が発生する張力をコントロールすることができる。

筋線維は，その力学的，代謝的，組織科学的特性により分類されるが，このうちエネルギー代謝による分類では SO (slow twitch oxidative), FOG (fast twitch oxidative), FG (fast twitch glycolytic) に分け，組織染色法による分類ではタイプ I，タイプ II a, タイプ II b に分類している。この二つの分類はよく対応しており，SO 線維（タイプ I 線維）は有酸素性の緩徐な収縮で疲労しにくく，FG 線維（タイプ II b 線維）は糖分解性の急速な収縮で疲労しやすく，FOG 線維（タイプ II a 線維）は両者の中間的な性質を持つ。

筋線維を活動させる神経筋系の最小単位は運動単位（motor unit : MU）と呼ばれ，一本の運動神経とこれによって支配されている筋線維群をさす。単一の MU に属する筋線維の数を神経支配比と呼び，筋によって異なっている。微細な運動を行う筋では神経支配比が小さく，体重支持に働くような発揮筋力の大きい筋では大きい。また，MU は同じタイプの筋線維によって構成されるため，筋線維と同様に分類される。Burke による MU の分類では，SO 線維から構成されるものを S (slow twitch) 型，FOG 線維から構成されるものを FR (fast twitch fatigue resistant) 型，FG 線維か構成されるものを FF (fast twitch fatigable) 型としている。表 1.1 に運動単位の種類と特徴を

示す.

表 1.1 運動単位の種類と特徴

Table 1.1 Kind and feature of motor unit

運動単位の種類	収縮速度	収縮時間	伝導速度	収縮閾値
S 型	遅い	長い (90-160ms)	遅い	低い
FR 型	速い	短い	速い	低い
FF 型	速い	短い (40-84ms)	速い	高い

b. サイズの原理

筋力の調整は、動員される MU の数とその種類によって行われる。発揮する筋力を緩やかに MVC まで上昇させる時、MU は小さい MU から順に動員される。これは Henneman により報告され、「サイズの原理」と呼ばれている[8]。これを言い換えるとまず S 型 MU が活動を開始し、続いて（ほぼ同時期に）FR 型 MU が、最後に FF 型 MU が動員されることをさす。ただし、発揮される筋力が一定のレベルを超えると MU の動員数による調整から MU の活動頻度による調整が必要となる。これは MU を支配する運動神経の興奮頻度に由来することから発火頻度（firing rate）と呼ばれる。さらに筋力を発揮するためには、MU の活動タイミングを合わせる同期化が起こるとされている[9]。

c. 筋疲労

筋は継続的な活動により発揮できる筋力が低下してくる。このことを一般的に筋疲労と呼ぶ。筋疲労の発生機序には不明な点も多いが、無機リン酸の蓄積、グリコーゲンの枯渇、代謝産物である乳酸の増加に伴う水素イオン濃度の低下、運動神経細胞の興奮性の低下、神経筋接合部での伝達機能の低下などが報告されている[10]。筋疲労の評価と

しては、乳酸や血中酸素飽和度などの生化学検査が客観的な指標となるが侵襲的な方法であるため、その使用に制約がある。SEMG においては筋疲労課程において振幅 (amplitude) の増大や徐波化が報告されており、非侵襲的で簡便な方法として広く用いられている。この SEMG の変化は主に低収縮時にみられるが、その原因として動作開始時には一部の MU のみが活動し、疲労の進行による張力発生の低下を補うために新たな運動単位の参加や交代が行われているためと解釈されている[11]。一方、80% MVC を越えるような強い収縮では、最初からほとんどの MU が動員されているために疲労によって振幅値が減少することが報告されている[12]。

1960年代に Kogi と Hakamada が筋疲労時に SEMG の周波数が低周波域へシフトすることが報告し[13]、コンピュータの普及や FFT の登場と相まって、その後数多くの研究がなされた。これにより、パワースペクトルによる平均周波数 (mean power frequency : MPF) や周波数中央値 (median power frequency : MDPF) を指標として用い、これらが筋疲労によって低周波へシフトすることが示された[13-15]。筋疲労に伴うこれらの低周波域へのシフトについてはいまだ不明な点が多いが、活動する運動単位の同期化や筋線維伝導速度の低下が影響しているとの報告がある[16]。このうち筋線維伝導速度の低下に関しては、当初動員されていた筋線維伝導速度の速い MU が疲労により脱落し、その代替として筋線維伝導速度の遅い MU が動員されるという説が有力である[10]。

d. 現状の問題点と研究目的

発揮される筋力と SEMG 信号の変化については、MU のタイプがほぼ均一な筋においては直線的な関係があるものの、複数のタイプの MU が混在する筋においては発揮される筋力が一定のレベルを超えると直線性が崩れ、SEMG の上昇の度合いが高くなり、これは動員される MU のタイプに由来することが報告されている。また、筋疲労における SEMG の周波数変化についても、高周波数には FF 型 MU の、低周波数には S 型 MU の活動が反映されると報告されている。一方で、SEMG 信号を変化させる要因が多くあるため、客観的な指標とは言えないという報告もある[10]。

SEMG による客観的な指標を得るためには、筋活動について既知の生理学的な現象を新たな SEMG の分析方法により検証する必要がある。

1.2 本論文の構成

序論での研究の背景に次いで、第 2 章では本研究に関連する数学的処理であるフーリエ変換、短時間フーリエ変換、連続 wavelet 変換、離散 wavelet 変換について論じる。

第 3 章では、離散 wavelet 変換を SEMG 信号解析に適用し、独自の分析パラメータを提案するとともに、漸増負荷による等尺性収縮時の SEMG 周波数変化からこのパラメータの有効性について検討した内容を論じる。

第 4 章では、第 3 章で提案した分析パラメータを用い、漸増負荷の増加度を変化させることで SEMG 周波数の変化の相違を検討した内容から、SEMG 信号解析における wavelet 変換の適用について論じる。

第 5 章では、動的筋収縮時の SEMG を wavelet 変換で解析し、動的運動時の筋疲労評価における連続 wavelet 変換の有用性について検討した内容について論じる。

第 6 章では、等尺性収縮による疲労過程の SEMG 信号解析に wavelet 変換を適用し、筋疲労の周波数分析における離散 wavelet 変換を使用した分析パラメータの有効性について論じる。

第 7 章では、全体の総括及び今後の課題について論じる。

第2章

関連する数学的知識

2.1 フーリエ変換 (Fourier Transform)

フーリエ (Fourier) は、「任意の関数は、三角関数の級数で表すことができる」とし、フーリエ級数 (2.1.1) と展開式 (2.2.2) は信号処理の視点を時間領域から周波数領域へ拡張することとなった。区間 $[-T, T]$, $\omega = \pi/T$ では、時間領域で表される $s(t)$ は

$$s(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^n (a_k \cos k\omega t + b_k \sin k\omega t) \quad (2.1.1)$$

$$a_n = \frac{1}{T} \int_{-T}^T s(t) \cos n\omega t dt, \quad b_n = \frac{1}{T} \int_{-T}^T s(t) \sin n\omega t dt \quad ; \quad (2.1.2)$$
$$[n = 0, 1, 2, \dots]$$

ここで ω は角速度, a_n, b_n は n 番目の振幅を表す。積分範囲を無限区間に拡張したものがフーリエ変換 (Fourier transform) であり、それを $F(\omega)$ で表すと、 $s(t)$ との間に次の式が成り立つ。

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) e^{-j\omega t} dt \quad (2.1.3)$$

$$s(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (2.1.4)$$

$F(\omega)$ から $s(t)$ を求めることを逆フーリエ変換 (inverse Fourier transform) という.

コンピュータを使用した信号処理の場合, 信号は有限個の離散変量となる. この離散変量に対してフーリエ変換を行うのが離散フーリエ変換 (discrete Fourier transform : DFT) であり, N 点での DFT は次式で定義される.

$$X(j) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \exp -\frac{2\pi j k}{N} \quad j = 0, \dots, N-1 \quad (2.1.5)$$

ただし, $\{x(k), k = 0, 1, \dots, N-1\}$ は離散信号.

SEMG 信号においては, DFT の計算にあたって効率的なアルゴリズムである高速フーリエ変換 (fast Fourier transform : FFT) が用いられ, パワースペクトル密度 (power spectral density) として使用されることが多い. 離散信号 $\{x(k)\}$ の自己相関係列 (autocorrelation) を $r_x(k)$ とすれば,

$$P_x(e^{j\omega}) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} r_x(k) e^{-jk\omega} \quad (2.1.6)$$

ω の複素関数 $P_x(e^{j\omega})$ がパワースペクトル (power spectrum) で, j は虚数記号を示す.

2.2 短時間フーリエ変換 (Short Time Fourier Transform)

フーリエ変換では、理論上無限の区間にわたって積分を行わなければならないが、コンピュータによる信号処理では有限個のデータが周期的に繰り返されていると仮定して計算を行う。このため、データの最初と最後を無理矢理につなげることになり不連続性が問題となる。この問題を解決したのが短時間フーリエ変換 (Short Time Fourier Transform : STFT) である。STFT は、有限信号 $s(t)$ に窓関数 $w(t)$ を乗じて有限長の部分信号に注目し、その信号に対してフーリエ変換を行い、窓関数を一定時間ずつシフトさせながらこの処理を繰り返す。これにより、解析対象信号の時間と周波数の情報を調べることが可能となった。STFT は、次式で定義される。

$$F(b, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)w(t-b)e^{-j\omega t} dt \quad (2.2.1)$$

ここで b は時間に関するシフト・パラメータである。

また、窓関数 $w(t)$ としては、一般に指数関数、ハミング関数等が用いられることが多い。STFT の典型例である Gabor 関数では以下の Gauss 関数を窓関数に選んでいる。

$$w_{\alpha}(t) = \frac{1}{2\sqrt{\pi\alpha}} e^{-\frac{t^2}{4\alpha}} \quad (2.2.2)$$

短時間フーリエ変換では窓関数が固定であることから、幅の広い窓関数では周波数分解能は良いが時間分解能が悪く、逆に幅の狭い窓関数では時間分解能は良いが周波数分解能が悪くなるという欠点を持つ。

2.3 連続 wavelet 変換 (Continuous Wavelet Transform)

もともと wavelet とはさざ波を意味する語であり，有限長の小さな波 (wavelet) を拡大縮小および時間軸上で平行移動することで，信号を時間と周波数の両面から同時にとらえようとする手法である．Wavelet 変換では信号の部分を切り出す単位となる局在波の和で信号を表現する．図2.1に wavelet の1例を示す．

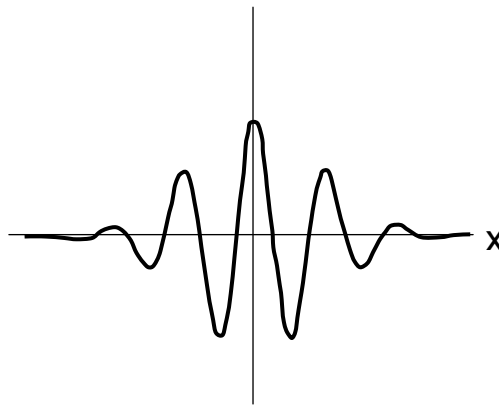


図2.1 waveletの1例

Fig2.1 Typical example of wavelet.

1980年代初めにフランスのMorletが地質調査のための人工地震の解析に wavelet を導入し，その実用性が注目され様々な分野で研究されるようになった．

Wavelet 変換では，単位となる関数によって信号を切り出したときの信号各部の大きさを示す．基底関数としての wavelet を mother wavelet (基底関数) という．連続 wavelet 変換 (Continuous Wavelet Transform : CWT) によって得られる wavelet 係数 $c(a, b)$ は，対象となる信号 $s(t)$ と mother wavelet $\psi(t)$ によって次式で定まる．

$$c(a, b) = \int_{\mathbb{R}} s(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.3.1)$$
$$a \in \mathbb{R}^+ - \{0\}, b \in \mathbb{R}$$

ここで a はスケール・パラメータと呼ばれ, mother waveletの伸縮比を定める正の実数である. b はシフト・パラメータを表し, mother waveletの時間方向へのシフト量を定める実数である. 図2.2にwavelet解析の基本的な概念図を示す.

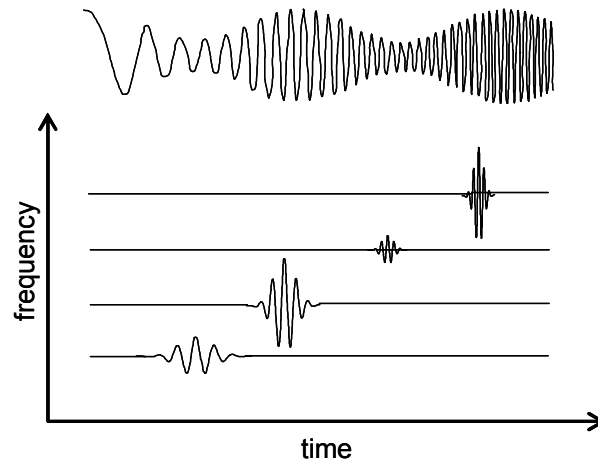


図 2.2 wavelet 変換の基本概念図

Fig.2.2 Basic concept of wavelet transform.

Wavelet による解析では, スケーリングパラメータ a と時間シフトパラメータ b を適切に選ぶことで, 解析対象となる信号の局所的な周波数分布を調べることができる. この時, スケーリングパラメータ a は mother wavelet の伸縮比であるので, 小さければ高い周波数を, 大きければ低い周波数を表すことになる. CWT とは, 信号処理時にスケーリングパラメータ a と時間シフトパラメータ b を連続的に変化させうることを示す.

2.4 離散 wavelet 変換 (Discrete Wavelet Transform)

CWTでは、周波数領域でも時間領域でも理論上無限の分解が可能であるが、実際は信号処理に使われるコンピュータによる制約が加わる。それでもその計算量と作成されるデータは膨大なものとなる。スケーリングパラメータ a と時間シフトパラメータ b に2のべき乗を選択すると、この計算はより効率的で精度の高いものとなり、これを離散 wavelet変換 (Discrete Wavelet Transform : DWT) と呼び、その係数は次式で与えられる。

$$c(a, b) = \int_{\mathbb{R}} s(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.4.1)$$

$$a = 2^j, b = k2^j, (j, k) \in \mathbb{Z}^2$$

上式はダイアディック点 (2のべき乗点) で表現されているので、特にdyadic wavelet transformとよばれる。

DWTは対象となる信号 $s(t)$ を高スケール、低周波数成分のApproximationと低スケール、高周波数成分のDetailに分解する。このApproximationをさらに分解するという作業を繰り返し多重分解解析 (Multiresolution Analysis : MRA) を行うと、分解のレベルが周波数表現となる。以下に、分解レベル5までの模式図を示す。

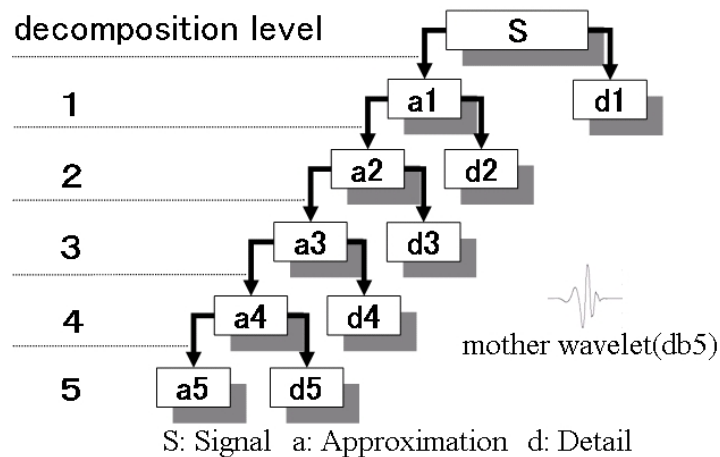


図 2.3 Wavelet 分解ツリー

Fig.2.3 Wavelet decomposition tree.

この時，分解レベル5でのApproximationを $a_5(t)$ ，分解レベル5までのDetailの総和を $D_5(t)$ とすると，以下の式がなりたつ．

$$s(t) = a_5(t) + D_5(t) \quad (2.4.2)$$

$$D_5(t) = \sum_{j=1}^5 \sum_{k \in Z_F} c(j,k) \psi_{j,k}(t) \quad (2.4.3)$$

また，図2.4 にwavelet変換の時間窓と周波数窓の関係を示すが，wavelet変換では分解レベルが高くなればなるほど基底関数の時間幅が長くなる．したがって，高周波成分に関しては時間分解能が高く，低周波成分に関しては時間分解能が低いことになる．

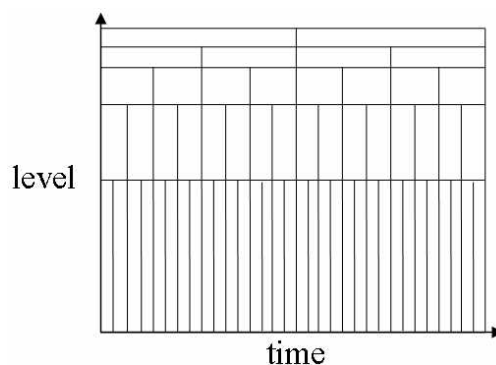


図 2.4 wavelet 変換における時間窓と周波数窓の関係

Fig.2.4 The relation of the time windows and the frequency windows.

第3章

離散 Wavelet 変換を用いた

表面筋電信号解析パラメータの提案

3.1 目的

筋活動の分析法の一つとして高速フーリエ変換(fast fourier transform : FFT)を用いた筋電信号周波数解析の研究がなされている[17,18]. FFTはその性質上, 等尺性収縮による静的な筋活動評価に制限され, 日常生活動作や歩行のような動的な筋活動評価には適していない. この問題を解決するため, 短時間フーリエ変換(short-time fourier transform : STFT)が考案されたが, STFT は常に同じ時間周波数分解能でしか解析することができない. 以上の問題点を克服するため, 周波数領域の変化に応じて時間分解能を自由に変化させられる新しい手法である wavelet 変換(wavelet transform : WT)が用いられるようになってきた. WT の最大の特徴は, 非定常的な短時間の筋電信号, つまり動的な筋活動でも解析信号の質を低下させることなく, 周波数情報に加え時間的情報を同時に解析できる点である[7,19]. このうち, 連続 wavelet 変換(continuous wavelet transform : CWT)では時間と周波数に関する膨大な情報を含んでいるため, 離散 wavelet 変換(discrete wavelet transform : DWT)による解析を導入した.

そこで, DWT を使用して独自のパラメータを考案し, 従来 FFT により解析されている静的な筋活動である等尺性収縮時の漸増負荷による筋活動の変化について検討した.

3.2 方法

3.2.1 被験者

対象は、健常成人女性 14 名(年齢 23.4 ± 1.5 歳, 身長 159.6 ± 5.1 cm)であった。全ての被験者には、本研究の趣旨を十分に説明した上で同意を得た。

3.2.2 実験手順

被験筋を右上腕二頭筋とし、被験筋上の皮膚を十分に処理した後、筋腹に筋線維の走行に合わせ電極間距離 2cm でディスプレイ電極を貼付した。実験肢位は、被験者を背臥位とし、肩関節基本肢位、肘関節 90 度屈曲位で前腕 90 度回外位とした。前腕遠位部に肘関節伸展方向に負荷が加わるようにアームを設置した。前腕とアームの間にロードセル配置し、アームはワイヤーによってポリタンにつながれ、これに水を注入することで負荷を漸増させた(図 3.1)。測定に先立ち、アームを固定し最大随意収縮(maximum voluntary contraction : MVC)での筋力を測定した。続いて負荷開始から肘関節を 90 度に保持できなくなるまで負荷を漸増させ、その際の筋活動と負荷量を生体計測システム(エヌエフ回路設計ブロック社製)を用いサンプリング周波数 1000Hz にてパーソナルコンピュータに取り込んだ。

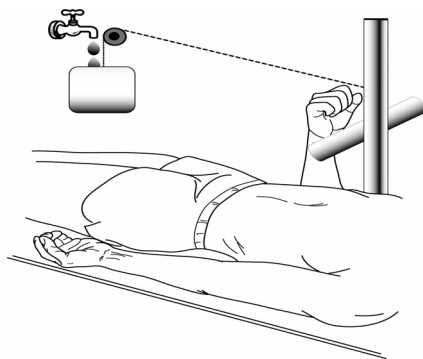


図 3.1 測定風景の模式図

Fig.3.1 Experimental setup.

3.2.3 分析パラメータ

WT を用いた周波数解析は正弦波を用いた周波数表現とは異なり， mother wavelet と呼ばれる基底関数を用いた周波数表現となる． mother wavelet とは中心から離れるに従って急激に振幅が小さくなる局在した関数である(図 3.2).

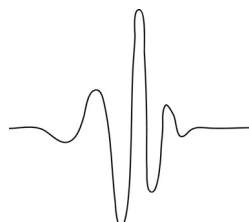


図 3.2 Mother Wavelet の一例 (Daubechies5)

Fig.3.2 Typical example of wavelet (Daubechies5) .

WT には， CWT と DWT がある． CWT はアナログ的な WT であり， mother wavelet を連続的に拡大・平行移動しながら関連性を得(図 3.3)， 時間・周波数平面に濃淡として描かれる． CWT はオリジナル信号のもつスケールから最大スケールまで， すべてのスケールでシフトし， スケーリングを行う．

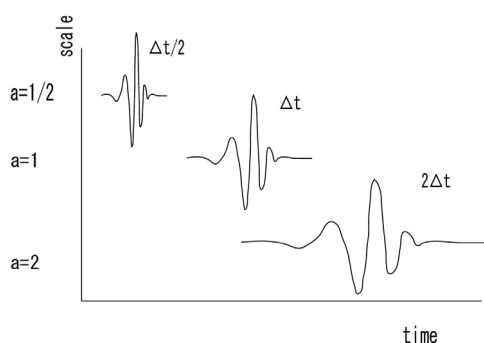


図 3.3 Wavelet 変換の基本概念図

Fig.3.3 Basic concept of wavelet transform.

一方 DWT はデジタル的な WT であり， mother wavelet を離散的に拡大， 平行移動した有限個の wavelet による変換の総称である[19]. DWT においてオリジナル信号は， 信号の高スケール(低周波数成分)である Approximation と， 低スケール(高周波数成分)

である Detail に分けられる. Approximation は, それ自身をつぎのレベルの Approximation と Detail に分解され, その操作を繰り返す (図 3.4). これにより, DWT では図 3.5 のように 1 つのセルごとに関連性を分析することになる. この関連性がその部分における wavelet 係数であり, その二乗をエネルギー密度とよぶ.

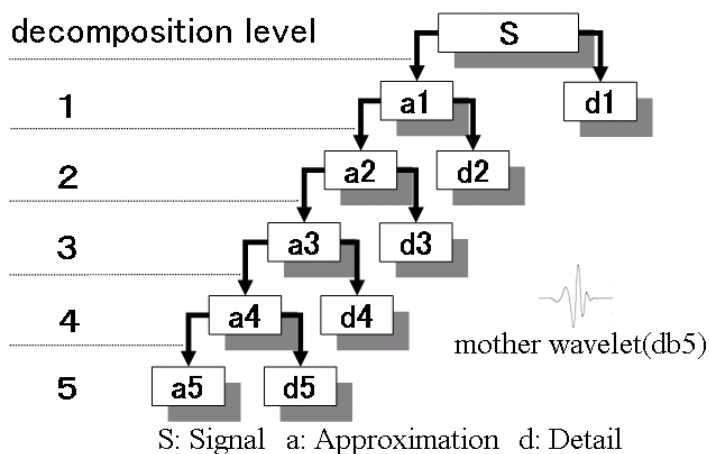


図 3.4 Wavelet 分解ツリー

Fig.3.4 Wavelet decomposition tree.

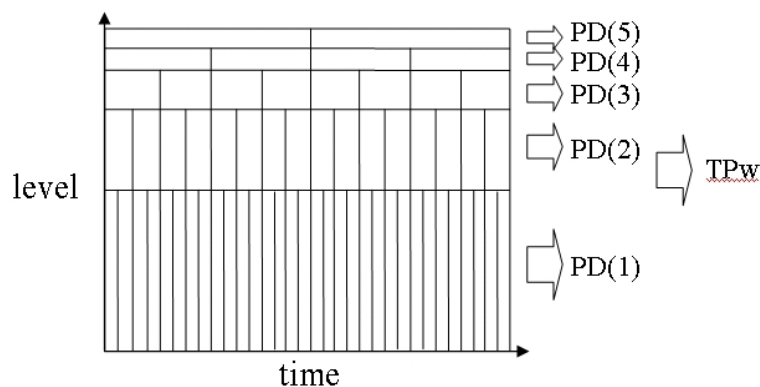


図 3.5 分析パラメータ

Fig.3.5 Parameters of SEMG derived from DWT.

本研究でDWTを行うにあたり, mother waveletにDaubechiesの次数3から8を用い, それぞれに対して分解レベル3から8を実施し, より端的に信号の変化を表現できたものとして, Daubechies5, 分解レベルを5を選択した.

これによりSEMG信号を $s(t)$ とすると、 $s(t)$ は次式で表すことができる。

$$s(t) = a_5(t) + D_5(t) \quad (3.1)$$

この時、 $a_5(t)$ は分解レベル 5 での Approximation であり、 $D_5(t)$ は分解レベル 5 までの Detail の総和である。

$$D_5(t) = \sum_{j=1}^5 \sum_{k \in Z_F} c(j,k) \psi_{j,k}(t) \quad (3.2)$$

分析パラメータとして、分解レベル j におけるエネルギー密度の総和を $PD(j)$ 、分析範囲内のエネルギー密度の総和、つまりオリジナル信号のもつ総パワーを TP_w 、 $PD(j)$ と TP_w の比を $RPD(j)$ として以下の式から算出した。

$$PD(j) = \sum_{k \in Z_F} c(j,k)^2 \quad (3.3)$$

$$TP_w = \sum_{j=1}^5 \sum_{k \in Z_F} c(j,k)^2 \quad (3.4)$$

$$RPD(j) = \frac{PD(j)}{TP_w} \quad (3.5)$$

なお、 $c(j,k)$ は wavelet coefficients とし、MVC 時の TP_w に対する漸増負荷時の TP_w の比を RTP_w として分析パラメータに加えた。

3.2.4 解析方法

採取したデータから、負荷量が 5%MVC 増加した時点毎に前後 1 秒間のデータを選択し、科学技術計算ソフト(MathWorks 社製 MATLAB6.5 および Wavelet Tool Box)にて

Mother Wavelet に Daubechies5 を採用し、分解レベルを 5 として DWT の MRA を行い分析パラメータを算出した。

得られたパラメータは統計用ソフトウェア(SAS 社製 Stat View5.0)を用いて、二元配置分散分析にて交互作用を確認後、有意水準 5%で多重比較(Tukey-Kramer, Fisher の PLSD)を行った。

3.3 結果

3.3.1 漸増負荷による RTP_w の変化(図 3.6)

RTP_w は負荷の増加に伴い上昇し、40%MVC で平均値が 70%に達し 50%MVC においては 100%に近い値をとっていた。この時 5%~30%MVC までの上昇には有意差は認められなかったが、25%MVC と比較すると 35%MVC で有意に上昇していた($p<0.05$)。

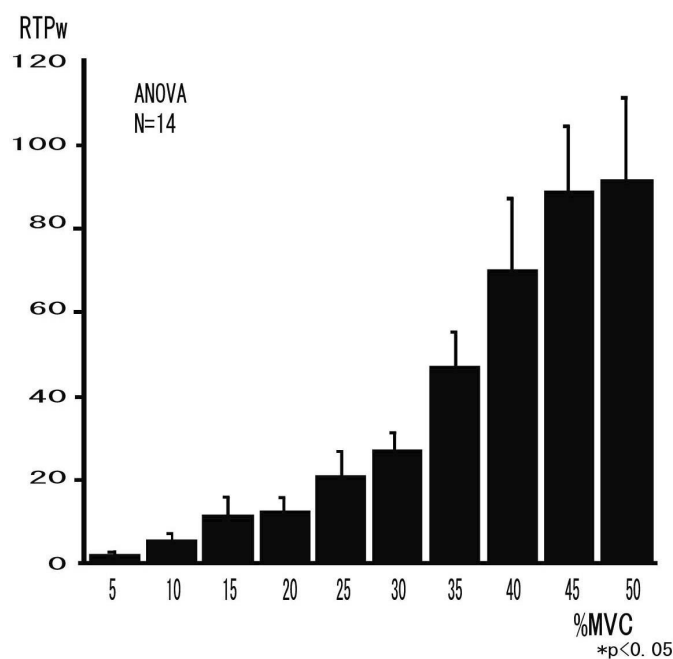


図 3.6 RTP_w の変化 (平均±標準偏差)

Fig.3.6 Changes in RTP_w (mean±SD).

3.3.2 漸増負荷による周波数の変化(図 3.7)

$RPD(j)$ では、全体としては負荷の増加および分解レベルによる一定の傾向が認め

られた($p < 0.05$). $RPD(1)$, $RPD(2)$, $RPD(3)$ では 20%MVC まで上昇し, その後減少する変化が, $RPD(4)$, $RPD(5)$ では, 対称的に 20%MVC まで減少し, その後上昇する変化が見られた. また, $RPD(3)$ と $RPD(4)$ を合わせると全エネルギー密度の 70% 以上を占めており, この両者の変化はほぼ逆転する傾向にあった.

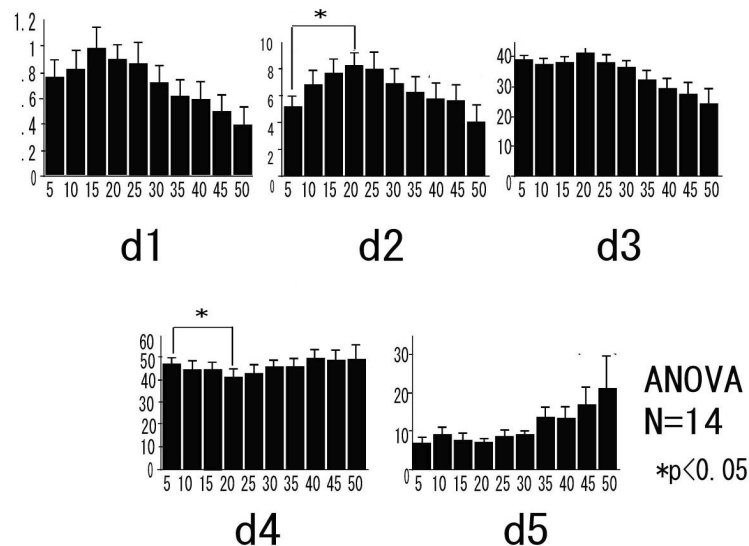


図 3.7 $RPD(j)$ の変化 (平均±標準偏差)

Fig.3.7 Changes in $RPD(j)$ (mean±SD).

3.4 考察

3.4.1 漸増負荷による総パワーの変化

筋の張力を増加させる要因として①運動単位 (motor unit : MU) の種類と総数による調節(recruitment), ② α 運動ニューロンの発火頻度の上昇(rate coding), ③MU の活動時期による荷重(synchronization)があることはよく知られている[17]. また, MU の種類は運動ニューロンとそれが支配する筋線維の特徴から FF 型, FR 型, S 型に分類され[20], 筋張力漸増のための MU の動員は, Henneman により報告されたサイズの原理[8]に従い, 小さい MU から動員され次第に大きい MU が動員される. サイズの原理には例外があることも報告されてい[20]が, 本研究では漸増負荷を用いており徐々に負荷量を増すこ

とから、サイズの原理に従うと考えられた。

筋張力が増し大きい MU が動員されると、大きい MU はその支配する筋線維数が多く筋線維直径が大きいことから急激に筋電振幅も大きくなると考えられる。そこで本研究においては、FF 型および FR 型 MU の動員にともなって RTP_w が急激に増加すると予想した。結果として 25%MVC と比較すると 35%MVC で有意な増加を認め、30%～35%MVC において FF 型および FR 型の動因が示唆されたが、全般的に RTP_w の値が高く、動筋と拮抗筋の同時収縮により関節を固定したことや掛け声効果などの要因が考えられた。

3.4.2 漸増負荷による周波数の変化

従来報告されている等尺性収縮時の局所性筋疲労の研究では、筋電信号の低周波帯が遅筋線維を、高周波帯が速筋線維の活動をそれぞれ反映しているとされている[7]。また、筋疲労が生じることによって、周波数中央値が低周波方向へシフトすることが報告されている[7,21]。しかし漸増負荷による筋電信号の周波数帯毎の変化について報告されたものはなく、本研究では新しい知見が示された。

筋電信号の周波数を上昇させる要因としては MU の動員および発火頻度の上昇により単収縮波形が増加すること、FF 型および FR 型 MU が動員されることで活動時間の短い単収縮波形が増加することなどが挙げられる。また、周波数を下降させる要因としては異なる筋線維からの単収縮波形が相互に干渉し合成波形となること、同一筋線維の単収縮波形が強縮により単一波形になること、局所性筋疲労により FF 型 MU の活動が低下すること、筋伝導速度の低下等により単収縮波形が時間軸上に延長することなどが挙げられる。本研究の知見にこれらの要因の内いずれかが強く関与しているのかは明確にすることができなかったが、実験条件を検討し筋力と MU の動員、筋電信号の周波数変化の関係を探ることで、本研究で用いたパラメータが筋力発揮に関する生体のストラテジーを明確にし、理学療法のエビデンスを得るための手法となると考える。

3.5 結論

漸増負荷による等尺性収縮時の SEMG 変化を検討するために、離散 wavelet 変換 (discrete wavelet transform : DWT)を用いた効果的なパラメータを提案した。パラメータは、1)分解レベル j 毎の信号のパワー : $PD(j)$, 2)全ての分解レベルでのパワーの総和 : TP_w , 3)分解レベル j 毎の $PD(j)$ と TP_w の比率 : $RPD(j)$ とした。

その結果, TP_w は 25%から 35%MVC の間で有意な増加を示し, $RPD(3)$ と $RPD(4)$ のグラフはそれぞれ凸状, 凹状に変化した。漸増負荷による筋電信号の周波数帯毎の変化については, これまでに報告されたものはほとんどなく, 本研究では wavelet 変換を SEMG 信号解析に適用することで新しい知見が示された。

以上の結果には, FF 型および FR 型運動単位 (motor unit : MU)の動員が関係していると考えられ, 本研究で用いたパラメータが筋力発揮に関する生体のストラテジーを明確にし, 理学療法のエビデンスを得るための手法となると考える。

第4章

連続漸増負荷による表面筋電信号周波数の変化

4.1 目的

漸増的な筋活動においては、運動単位 (motor unit : MU) の動員がサイズの原理にしたがうことが知られている。サイズの原理には例外があることが報告されており、その代表的なものに遠心性収縮 (筋が活動しながら外力によって引き延ばされる状態) やバリスティックな動き (急激な動き) が挙げられる。このような事象によって起こる表面筋電信号 (Surface Electromyography : SEMG) の変化については報告されていない。これは、これまで SEMG 信号の周波数分析法としては高速フーリエ変換 (Fast Fourier Transform : FFT) が用いられ、FFT による解析は近似的に定常な静的筋活動評価に限られていたためである。

そこで本研究では、SEMG に対して時間-周波数解析として非定常信号波形の解析が可能である離散 wavelet 変換 (discrete wavelet transform : DWT) を適用し、独自のパラメータによって連続性のある漸増負荷とその負荷増加度の違いが筋活動にどのような影響を与えるのかを二通りの負荷増加度を与えて検証した。

4.2 方法

4.2.1 被験者

対象は健康な成人女性 13 名(23.4±1.3 歳)とし、被験筋に右上腕二頭筋を選択した。全ての被験者には、本研究の趣旨を十分に説明した上で同意を得た。

4.2.2 実験装置

実験装置は、図 4.1 に示すようにワイヤーおよび滑車を介してポリタンクを吊り下げ、ポリタンク内に水を注入することで連続漸増負荷を加えた。アームバーを前腕遠位部に対し肘関節伸展方向に負荷が加わるように設定し、負荷増加度を変えるためにワイヤーの取り付け位置をアームバーの軸より上方 25 cm、50 cmの部分とした。なお、この時の負荷増加度はそれぞれ 1.03N・m/s(以下低増時)及び 1.37N・m/s(以下高増時)であった。

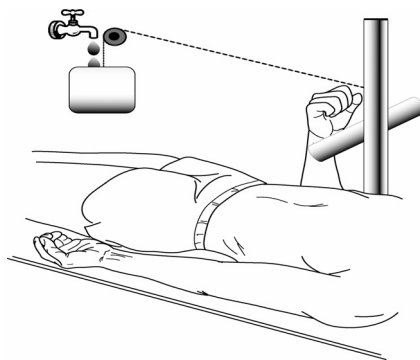


図 4.1 測定風景の模式図

Fig.4.1 Experimental setup.

4.2.3 測定方法

測定肢位は被験者を背臥位、肩関節基本肢位、肘関節屈曲 90 度、前腕回外 90 度で、被験筋上の皮膚に十分な前処理を施した後、電極間距離 2 cm でディスプレイ電極を貼付した。

まず測定肢位での上腕二頭筋の最大随意筋力(Maximum Voluntary Contraction : MVC)

を測定した。次に十分休憩を与えた後でポリタンクに水を注入し、負荷開始から測定肢位を保持できなくなるまでの筋活動を負荷増加度別に測定した。各負荷増加度別の測定の間は十分間隔を空けて行うものとした。測定時の負荷量および筋電信号データを生体計測システム(エヌエフ回路設計ブロック社製)を用いサンプリング周波数 1000Hz にてパーソナルコンピュータに取り込んだ。

4.2.4 解析方法

解析は採取したデータから、負荷量が 5%MVC 増加した時点毎に前後 1 秒間のデータを選択し、科学技術計算ソフト(MathWorks 社製 MATLAB6.5 および Wavelet Tool Box)にて Daubechies5, 分解レベル 5 で DWT を行い独自に分析パラメータを算出した。

分析パラメータとして、分解レベル j におけるエネルギー密度の総和を $PD(j)$, 分析範囲内のエネルギー密度の総和、つまりオリジナル信号のもつ総パワーを TP_w , $PD(j)$ と TP_w の比を $RPD(j)$ として式 (3.3) (3.4) (3.5) から算出した。

なお、MVC 時の TP_w に対する漸増負荷時の TP_w の比を RTP_w として分析パラメータに加えた。

4.2.5 統計学的処理

統計処理は、得られたパラメータを統計用ソフトウェア(SAS 社製 Stat View5.0)を用いて二元配置分散分析にて交互作用を確認後、有意水準 5%で多重比較(Tukey-Krqmer, Fisher の PLSD)を実施した。

4.3 結果

4.3.1 漸増負荷による RTP_w の変化

RTP_w の推移(図 4.2)について低増時と高増時で比較すると、低増時が 30%MVC から 35%MVC にかけて、また高増時では 5%MVC から 10%MVC にかけて RTP_w の平均値値約 25%から 50%へと上昇し、同程度の筋出力増加を示した。また、負荷増加度以外の条件は同一であるにもかかわらず、高増時の TP_w が低増時のそれよりもはるかに高

い値を示した。さらに高増時の 35%MVC 以後は TP_w の平均値が MVC を超える値を示し、50%MVC においては TP_w の平均値が MVC の 2 倍を超える結果となった。

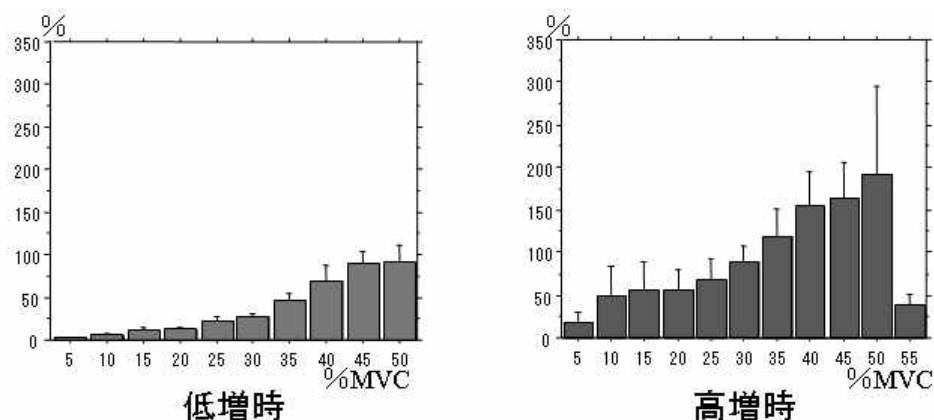


図 4.2 RTP_w の変化 (平均 ± 標準偏差)

Fig.4.2 Changes in RTP_w (mean ± SD).

4.3.2 漸増負荷による周波数の変化

$RPD(j)$ について筋出力変化を負荷増加度別に比較すると低増時では $RPD(1) \sim RPD(3)$ において 15% から 20% までは上昇し、その後下降する傾向が見られ (図 4.3), $RPD(4)$ と $RPD(5)$ では逆の傾向が見られた (図 4.4)。高増時では低増時のような傾向が明確には見られなかった。

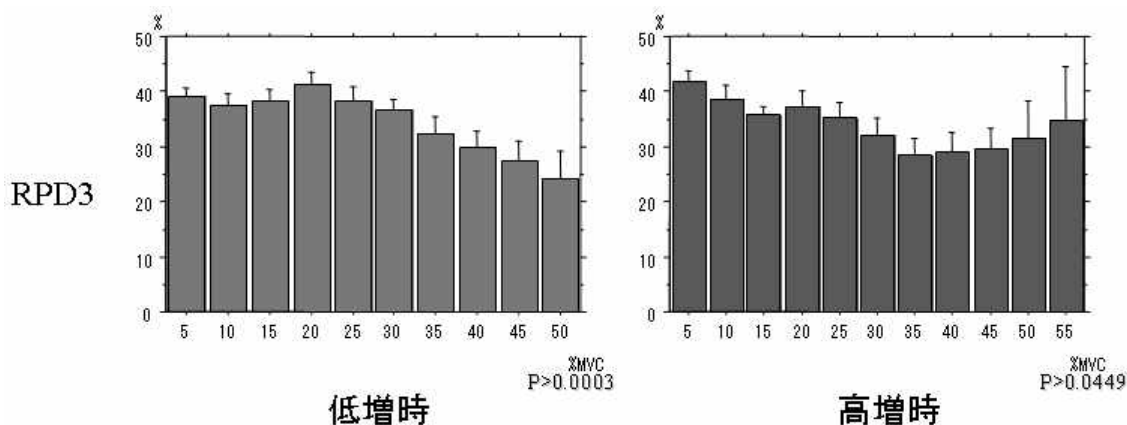


図 4.3 $RPD(3)$ の変化 (平均 ± 標準偏差)

Fig.4.3 Changes in $RPD(3)$ (mean ± SD).

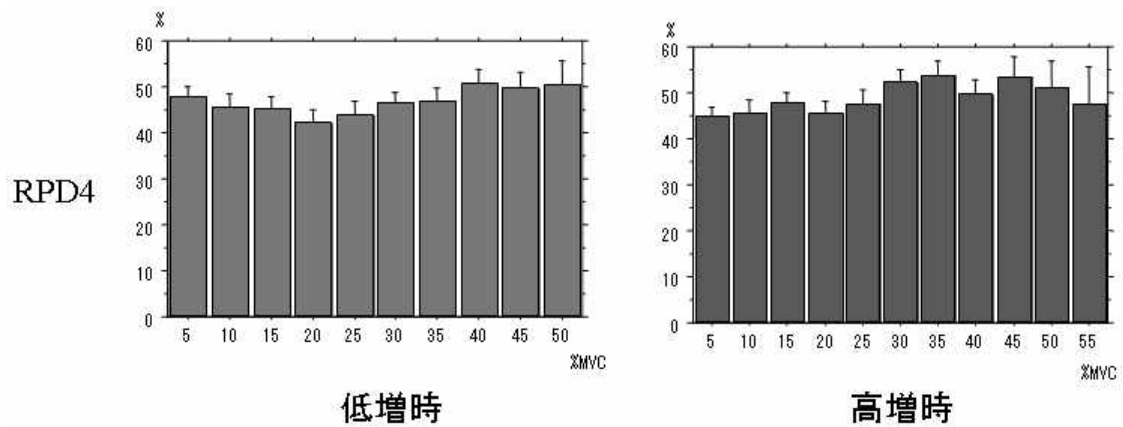


図 4.4 $RPD(4)$ の変化 (平均±標準偏差)

Fig.4.4 Changes in $RPD(4)$ (mean±SD).

4.4 考察

4.4.1 漸増負荷による RTP_w の変化について

TP_w は筋収縮に動員されている MU 数が反映されるが、神経筋支配比が大きい F 型 MU が動員され始めると筋活動が急激に上昇し、 TP_w の急激な増加につながるといわれている。今回の結果では低増時での 30%MVC からの筋活動の上昇度合いと高増時の 5%MVC からの上昇度合いがこの F 型 MU の動員によるものであり、高増時には低増時の筋活動が時間的に前倒しに起きていること、また TP_w が高い値を示すことから高増時には早期より F 型 MU の動員が起きているのではないかと推察する。また、高増時の 55%MVC で値が低下しているが、これは 55%MVC に耐えられなかった被験者がいたためにデータのばらつきが見られたものと考えられる。

4.4.2 漸増負荷による周波数の変化について

$RPD(j)$ については、 $RPD(1) \sim RPD(3)$ は高い周波数帯域の活動を示しており、F 型 MU の活動を反映していると考えられる[22]ことから、筋力の増加に伴って上昇して

いくのではないかと予想していた。しかし、低増時においてはこの予想とは異なり、15%から20%MVC程度まで上昇し、以後下降した。

周波数変化の要因としては、発揮する筋力の増加に伴うMUの動員様式(recruitment)、インパルス発射頻度の調節(rate coding)、インパルス発射の同期化が考えら[23]、この場合はF型MUの動員に引き続きインパルスの発射の同期化がおきているためではないかと考える。また、高増時では低増時のような傾向ははっきりと示すことはできなかったが、これは高増時では30%MVCよりMVCを超える筋力を発揮していることと、前述したように55%MVC時でのデータの個人間のばらつきが大きいことなどが影響したためではないかと思われる。

本研究では、等尺性収縮に対し水の重みを負荷に用いて連続的な漸増負荷を加えた時の筋活動データについてパラメータ化し、負荷増加度が異なる時の筋活動の相違を示すことができた。このことより、DWTを用いての筋活動評価に対する臨床応用の可能性が見出せたのではないかと思われる。しかし、今回の研究では対象が健常人のみであった点、被験者のデータ数が少なかった点、また肘伸展方向への負荷を加えるポイントについて腕橈骨筋の活動が上腕二頭筋の活動ほどの程度影響を与えたのか考慮できていなかった点、といった問題が残される。

今後の展望としては、前記した反省を踏まえた追加実験を行うことと、今回が女性のみでの検証であったことより、筋組成比が女性とは異なる男性で同様の検証を行った場合の筋活動の性差を比較検討することが挙げられる。さらに中枢神経疾患の患者と健常人との筋活動の比較を行うことにより、DWTによって運動単位別での筋活動評価の可能性を模索していくこととする。

4.5 結論

本研究では、等尺性収縮に対し連続的な漸増負荷を加えた時の筋活動データについて、負荷増加度が異なる時の筋活動の相違について検討した。健康な成人女性ボランティア13名から負荷の増加度を1.03Nm/s(低増時)と1.37Nm/s(高増時)に変化させた際のSEMGを導出し、離散 wavelet 変換 (discrete wavelet transform : DWT)を用いたパラメータ、1)

分解レベル j 毎の信号のパワー： $PD(j)$ ，2)全ての分解レベルでのパワーの総和： TP_w ，3)分解レベル j 毎の $PD(j)$ と TP_w の比率： $RPD(j)$ により解析を行った。

その結果，高増時では 50%MVC の TP_w が MVC の TP_w より高かった。また， $RPD(j)$ について筋出力変化を負荷増加度別に比較すると低増時では $RPD(1) \sim RPD(3)$ において 15%から 20%までは上昇し，その後下降する傾向が見られ， $RPD(4)$ と $RPD(5)$ では逆の傾向が見られた。高増時では低増時のような傾向が明確には見られなかった。

結果より，筋収縮活動における MU 動員パターンの相違が示唆され，パラメータに臨床的な意味があることを示すことができた。これにより，DWT を用いての筋活動評価に対する臨床応用の可能性が見出せたと思われる。

第5章

連続 wavelet 変換による

動的筋収縮時における筋疲労評価

5.1 目的

リハビリテーション医療やスポーツ分野でのトレーニングにおいて、運動量が多すぎると過用症候群を引き起こし、筋痛や腱断裂などによりその後の訓練に悪影響を及ぼすことがある。適切な運動処方を行うためには、運動時の筋疲労の状態を十分に把握することが重要である。これまでの SEMG 周波数解析の研究によって、筋疲労時には MDPF や MEPF が低周波側へシフトすることなどが報告されている。しかし、SEMG の周波数解析でこれまでよく用いられてきた高速フーリエ変換（fast Fourier transform : FFT）は信号の定常性が前提であり、動的運動時の SEMG への適応も含め FFT 適応の限界が指摘されている[5-7].

リハビリテーションやスポーツにおける様々な動的運動時の筋疲労の動態を SEMG の解析値によって評価するためには、非定常波形の分解能に優れた方法を採用する必要がある。wavelet 変換は、このような非定常波形の解析手法として様々な分野で応用され、成果をあげている[24,25]。また、SEMG の解析に応用した報告も近年では散見されるようになってきた[5-7,26,27]。たとえば、Karlsson らは、膝関節伸筋の異なる 3 つの収縮様式（最大随意収縮、ramp 収縮、動的反復収縮）の SEMG の時間・周波数解析に

において、推定精度の見地から、連続 wavelet 変換(continuous wavelet transform : CWT)とその他 3 種の時間・周波数解析 (STFT, Wigner-Ville distribution, Choi-Williams distribution) との比較検討を試み、CWT が最も正確であったことを報告している[5]. また、下肢エルゴメーター訓練時の疲労過程における下肢筋群の SEMG 変化を、CWT を用いた時間・周波数解析で検討した報告もある[26]. しかしながら、本法の実用化のためには、さらに様々な運動や筋を対象として有用性の検討を行うことが必要と思われる.

そこで本研究では、上肢の筋力増強訓練として良く用いられるダンベル負荷での arm curl 課題時に上腕二頭筋から導出した表面筋電信号に対して、CWT による時間・周波数解析を試み、その動的筋活動時の筋疲労評価法としての有用性についての確認を行った.

5.2 方法

5.2.1 被験者

被験者は、過去に重篤な神経学的疾患の既往のない健常成人男性 11 名 (平均年齢 24.5 ± 5.3) の志願者である. 全被験者に対しては、事前に実験の趣旨、内容についての十分な説明を行い、被験者として実験に参加することの同意を得た.

5.2.2 疲労課題

疲労を引き起こさせる動的運動課題は、筋力増強訓練として良く用いられている arm curl 課題を用いた. 実験は、被験者に椅座位で 5kg のダンベルを把持させ、メトロノームのリズムに合わせて 2 秒で 1 動作の arm curl (肘屈曲・伸展) 課題を、実行困難になるまで行わせた (図 5.1). 被験者の肩関節は屈曲約 10 度、前腕は回外位とした. この 5kg のダンベル負荷は、等尺性収縮ではないため、最大随意収縮に対する割合で規定することは困難であるが、全ての被験者に対して、概ね同等の負荷量であったと思われる.

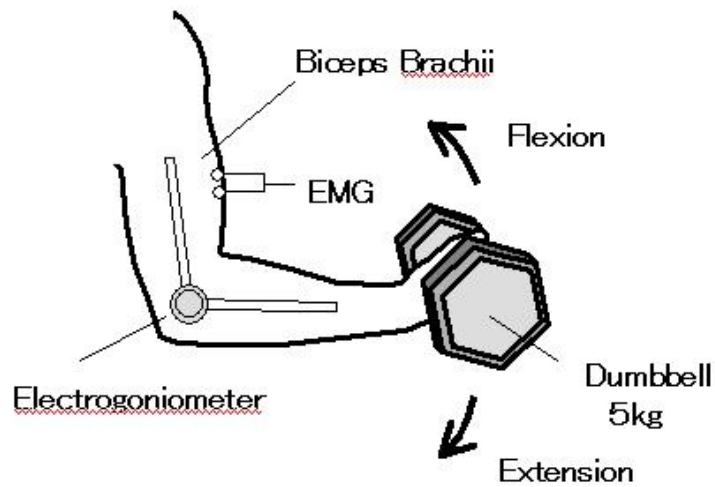


図 5.1 実験模式図

Fig.5.1 Experimental setup.

5.2.3 SEMG の計測

肘関節の屈曲には、上腕二頭筋、上腕筋、腕橈骨筋が作用するが、筋の起始と停止の関係から、前腕回外位では上腕二頭筋が主動作筋となる。そこで SEMG は、十分な皮膚処理後、右の上腕二頭筋長頭筋腹上に貼った小型生体電極から、シグナルプロセッサー（7S12, San-ei）を用いて導出し、データレコーダー（RD-120TE, TEAC）に記録した。また、肘関節の角度変化を肘関節に装着した電子角度計（TM-511G, 日本光電）で同時に記録した。記録した SEMG 及び角度変化は、サンプリング周波数 1000Hz で A/D 変換してコンピュータに取り込んだ。

5.2.4 データ解析

図 5.2 に、arm curl 課題時の上腕二頭筋 SEMG と電子角度計による肘関節の角度変化を示す。肘関節伸展のピークから屈曲位を経て、再び伸展位のピークをとるまでの区間（2 秒間）が 1 動作である。今回被検筋とした肘関節屈筋である上腕二頭筋においては、肘関節伸展のピークから屈曲のピークまでの 1 秒間が、筋が収縮しながら張力を発生す

る求心性収縮にあたり，残りの 1 秒間（屈曲位から伸展位まで）は，筋が伸張しながら張力を発揮する遠心性収縮にあたる．本研究では，求心性収縮時の 1 秒間を解析区間とした．また，全被験者がメトロノームのリズムに合わせて実施可能であった動作回数は，概ね 30～40 回の間であった．そこで，データ解析は全被験者に共通して測定できた 30 動作を対象とし，各被験者における動作開始から 5 動作ごとのデータ（5，10，15，20，25，30 動作目）に対して一次元複素 CWT による時間・周波数解析を行った．

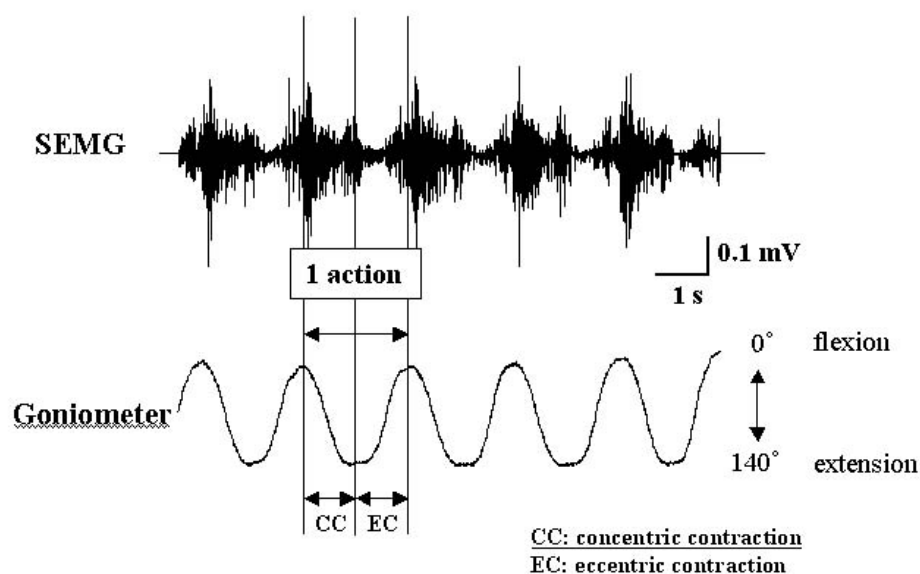


図 5.2 解析に用いた求心性収縮時の SEMG

Fig.5.2 SEMG was analyzed during 1-s concentric contraction period (indicated by CC).

wavelet 変換は，mother wavelet と呼ばれる関数と，それを拡大・縮小（スケーリング）し，また時間軸方向に移動（シフト）した wavelet を関数系として，解析信号にこれらの関数系成分がどれだけ含まれているかを調べる方法である．スケールと時間軸を両軸とする平面上で成分の大きさ（wavelet 係数）を示す．

計算には，数値解析ソフト MATLAB6.5（MathWorks 社製）を用い，mother wavelet には先行研究[5,6]において採用されている Morlet を採用した．Morlet の関数は，次式のように定義される．

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi a}} e^{i\omega_0 \left(\frac{t-b}{a}\right)} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{t-b}{a}\right)^2} \quad (5.1)$$

ここで、 a はスケール・パラメータ、 b はシフト・パラメータで、 ω_0 は、mother wavelet をフーリエ変換した関数の中央値（中心周波数）を表す。

本研究では、従来の報告と比較するため各動作における時間情報を犠牲にして、解析区間（1000 サンプル点）におけるwavelet係数のスカログラムより、筋疲労の指標としてよく用いられているMEPF及びMDPFに相当するinstantaneous mean frequency(IMNF)を推定した。推定方法は、まず、スケール・パラメータ a を M 個、シフト・パラメータ b を L 個に区分し、 a_j 、 b_i 区間でのwavelet係数の絶対値を w_{ij} で表記する。 $|w_{ij}|^2$ がスカログラムである。さらにスケール-時間全平面でのスカログラムの和を T_w で表記する。第 j スケール帯でのスカログラムの T_w に対する比率を $P(j)$ で表記する。

$$P(j) = \frac{1}{T_w} \sum_{i=1}^L |w_{ij}|^2 \quad (5.2)$$

この時、

$$\mu = \sum_{j=1}^M a_j P(j) \quad (5.3)$$

で定まるスケールの平均値 μ に対応する周波数を IMNF と定義する。なお、スケールに対応する周波数は、サンプリング周期を考慮した上で ω_0 をスケールで除すことで求めた。また、便宜的に 70Hz 以上を高周波成分とみなして、各動作回数ごとに全体に占める高周波成分の割合を算出した。但し、 $\omega_0=1$ 、解析周波数帯域は、23.44～250Hz とした。

さらに、それぞれの値が動作回数の進行に伴って変化しているかどうかを統計学的に検討するため、反復測定による一元配置分散分析を行った。なお、本研究では、arm curl 課題の筋放電量の変化が急峻であり定常性が見なせないため、FFT は実施しなかった。

5.3 結果

図 5.3 は、各動作回数の解析区間における CWT のスカログラムを濃淡で表した図の一例である。図の横軸は時間(0 から 1000msec), 縦軸はスケールを表している。周波数に換算すると、各図の上部が低周波域, 下部が高周波域を示している。各動作回数における図を比較すると、動作回数の進行に伴い高周波成分の減少が認められ、逆に低周波成分の増大が観察された。

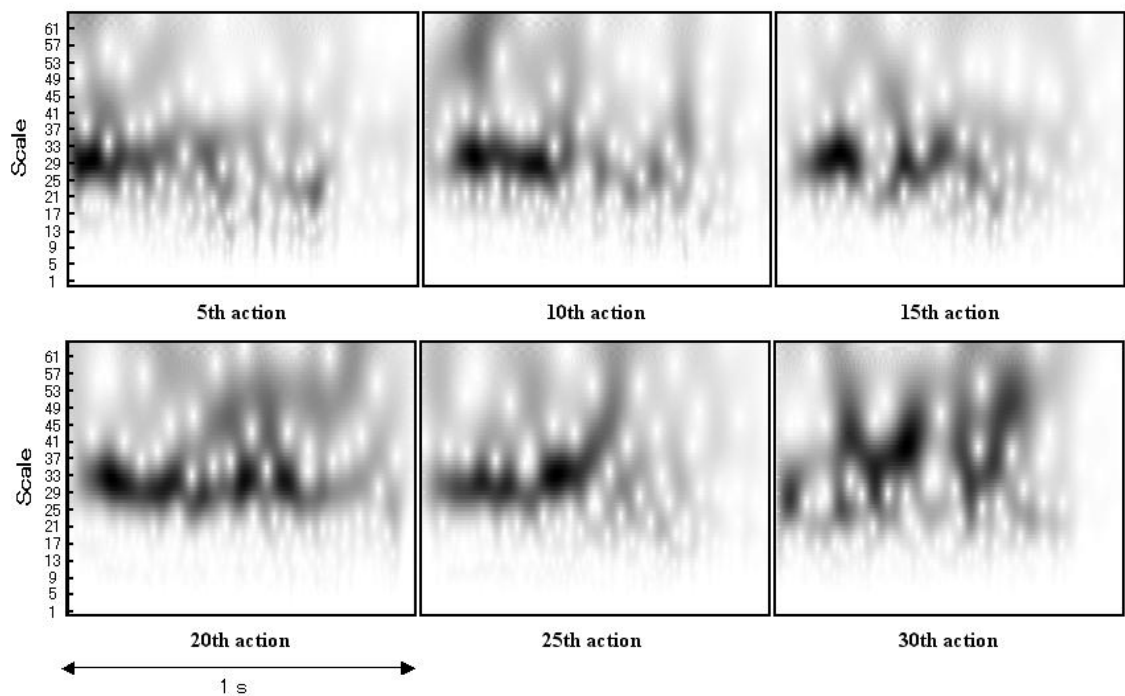


図 5.3 CWT による scalogram の一例

Fig.5.3 Typical examples of the CWT scalogram.

動作回数の進行に伴う IMNF の変化 (全被験者の平均値) を図 5.4 に示す。IMNF は動作回数の進行に伴って減少, すなわち低周波側へシフトし, 有意差が認められた。また, Dunnett の多重比較により, 解析に用いた最初の動作である 5 動作目に比べて有意差が示されるのは何動作目かを検討した結果, 5 動作目に比べて 20 動作目以降で有意な減少が認められた。

動作回数の進行に伴う高周波成分の割合の変化(全被験者の平均値)を図 5.5 に示す。
高周波成分の割合は、動作回数の進行に伴い IMNF と同様に有意な減少を示した。

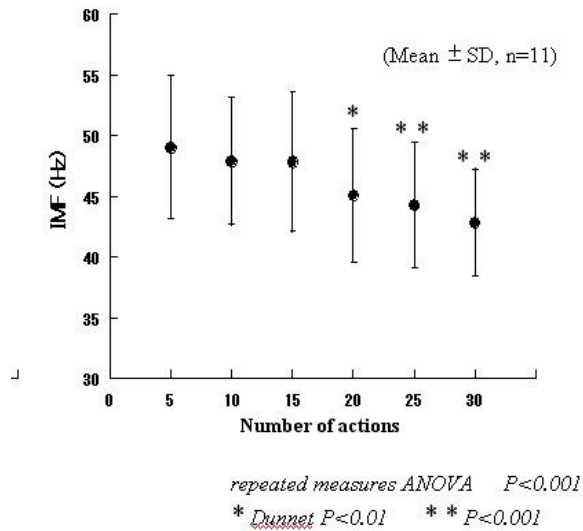


図 5.4 IMNF の変化

Fig.5.4 Changes in IMNF.

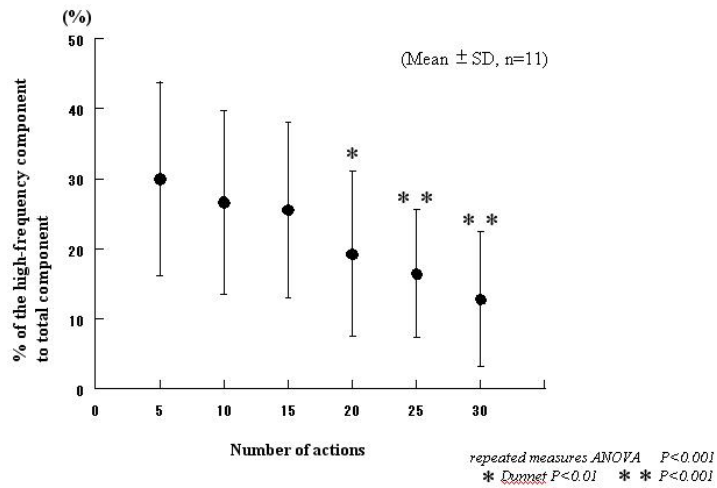


図 5.5 高周波成分の割合の変化

Fig.5.5 Changes of high-frequency component ratios according with the actions

5.4 考察

本研究では、動的筋収縮時の筋疲労評価における CWT による SEMG 解析の有用性を検討する目的で、筋力増強訓練などによく用いられている arm curl 課題時の上腕二頭筋の SEMG を CWT により解析した。

主に低収縮強度の等尺性筋収縮を対象としたこれまでの報告により、SEMG の筋疲労時の特徴として、MDPF や MEPF が低周波域へシフトすること（除波化）がよく知られている。このメカニズムに関してはいまだ不明な点が多いが、主に筋紡錘の機能低下によって運動単位活動の同期化または群化が生じること[28]、筋収縮に伴う代謝性副産物の蓄積によって筋活動電位の伝導速度が低下すること[29]などがその要因として考えられている。本研究においても CWT のスカログラムから算出した IMNF は、FFT のパワースペクトルによる MDPF や MEPF を用いた従来の報告と同様に動作回数の進行に伴い有意な減少、つまり低周波域へのシフトを示した。

一方、SEMG の周波数解析において、低周波成分は遅筋線維（type I 線維）の活動を反映し、高周波成分は速筋線維（type II 線維）活動を反映するとも言われており、筋疲労時における MF の低周波域へのシフトには、速筋線維が関与しているとの報告もある[30]。今回の結果を見ると、70Hz 以上の高周波成分は動作回数の進行に伴って IMNF と同様に減少していた。これらの指標の変化は、主に筋線維の中でも疲労しやすい速筋線維が疲労によって活動に参加できなくなり、遅筋線維を中心とした収縮に移行したとも解釈できる。いずれにしろ、今回の結果から CWT による SEMG 解析では、動的筋収縮時の筋疲労に伴う SEMG の特徴的な変化を検出できることが確認できた。

非定常性信号が解析できる他の手法としては、窓関数によって短区間の定常性を仮定して FFT を行う short-time Fourier transform (STFT) がある。しかし、この方法では窓関数が固定されているため不確定性原理が働き、周波数分解能を高くしようとすると時間分解能がさがり、逆に時間分解能をあげようとすると周波数分解能が下がる。その点 CWT は、mother wavelet を伸張させることで高周波の信号に対しては短い時間窓を、低周波に対しては長い時間窓をあてはめて計算するため、周波数成分が広帯域に分布し、しかもその周波数成分が激しく変化する信号の解析に適している。また、CWT の基本

波形である mother wavelet に用いられる関数は、様々な報告があり、今も増え続けている。このため、目的に応じて mother wavelet を使い分けることでその応用範囲が広がる可能性もある。mother wavelet の選択問題については、さらに詳細な検討が必要と思われる。

今後、リハビリテーションやスポーツ等における様々な運動時の筋疲労の解析に CWT が応用され、新たな知見が得られることを期待する。

5.5 結論

本研究では、動的運動時における筋疲労評価法において、CWT による表面筋電信号の時間・周波数解析が有効か否かについての確認を行った。その結果、CWT によって、筋疲労にともなう IMNF の低周波域へのシフトや高周波成分の減少といった筋疲労時の特徴的な変化を得ることができた。これらの結果から、上腕二頭筋の動的運動時における筋疲労評価の方法として、表面筋電信号の CWT による時間周波数解析が有用であることが示唆された。

第6章

離散 wavelet 変換による

等尺性収縮時の筋疲労評価

6.1 目的

表面筋電信号 (surface electromyogram : SEMG) の周波数解析は, パーソナルコンピュータの普及と高速フーリエ変換(fast Fourier transform : FFT)の登場によって急速に研究が進み, 等尺性収縮時の筋活動に対して高周波成分が速筋線維の, 低周波成分が遅筋線維の活動を反映していることが報告されている[10,21,31-34]. FFT はその数学的な背景により定常性を持つ信号の処理に限定され, そのため筋電信号の処理においては近似的に定常性が仮定できる比較的弱い筋力での等尺性収縮時に限られていた. 近年では, この条件に拘束されない wavelet 変換 (以下, WT) が動作時 SEMG の時間一周波数解析に導入されている[35-39].

WT のうち連続 wavelet 変換(continuous wavelet transform : CWT)は時間と周波数について膨大な情報を含み, そのデータ処理にはいくつかの方法が検討されている[40-43]. 東らは瞬時平均周波数(instantaneous mean frequency : IMNF)を用いて, 動的運動時の筋疲労によって SEMG 周波数が低周波域へシフトすることを報告している[44]. しかし IMNF という代表値を用いたことで, 周波数分布に関する情報が検討されていない. 山田らは周波数を3つの帯域に区分し周波数帯ごとのパワーの変化により等速性運動中

の筋疲労について報告している[45]。これにより高周波数帯と低周波数帯では異なる変化が確認されているが、周波数帯域を区分するための背景が明確とは言い難い。

そこで、本研究では周波数の区分が数学的に明白な離散 wavelet 変換(discrete wavelet transform : DWT)を用いることで CWT と同様の情報をより少ないパラメータに集約することを試みている。しかしながら、DWT における周波数表現は通常用いられている Hz 単位の周波数とは異なっているため、筋活動における先行研究を DWT の周波数表現で確認する目的で持続的等尺性収縮時の筋疲労による周波数変化について検討した。

6.2 対象と方法

6.2.1 被験者

対象は、本研究の主旨説明を受けた後、協力が得られた健康なボランティア男性 5 名(年齢 21.4 ± 5.5 歳)で、被験筋を利き側上腕二頭筋とした。

6.2.2 実験手順

事前に被験筋上の皮膚を十分に処理し、ディスポーザブル電極を電極中心間距離 2 cm で貼付した。SEMG の検出には生体計測システム(エヌエフ回路設計ブロック社製 デジタル生体アンプシステム)を用い、サンプリング周波数 1kHz にてパーソナルコンピュータに取り込んだ。

まず負荷量の基準とするために被験者を背臥位とし、肩関節を基本肢位、肘関節 90 度屈曲位にて等尺性収縮による肘関節屈曲の最大随意収縮 (maximum voluntary contraction : MVC) 時の SEMG を導出し、この時の筋力を等尺性筋力測定装置(アニマ社製 μ Tas MF-01)にて測定した。以下、負荷量はこの時の筋力を 100%MVC として記述する。

次に、等尺性の持続収縮に伴う局所性筋疲労による SEMG の周波数変化を検証するために、前腕カフとロープ、滑車を利用して任意の負荷量がかかるような実験装置を作成した(図 6.1)。測定は、MVC 測定時と同様の肢位で肘関節を屈曲 90 度に保持するよう指示した。続いて 70%MVC の負荷を加え被験者が肘関節の角度を保持できなくなる

まで SEMG を記録した。

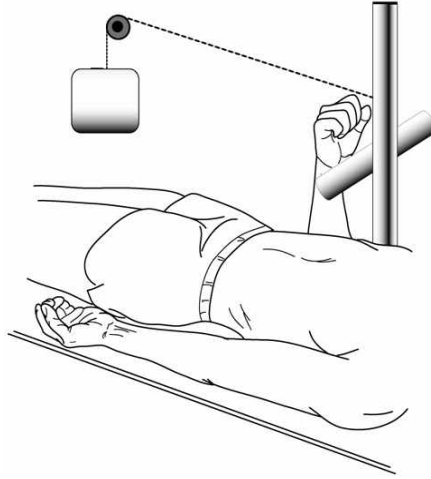


図 6.1 測定風景の模式図

Fig.6.1 Experimental setup.

6.2.3 解析方法

得られた SEMG を実験開始から終了までを 100%time とし，10%time ごとに 1 秒間のデータを処理の対象とした．データ処理として，まず CWT から IMNF を算出した．

CWT の mother wavelet には，先行研究[5,6]において採用されている Morlet を採用した．Morlet の関数は，次式のように定義される．

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi a}} e^{i\omega_0 \left(\frac{t-b}{a}\right)} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{t-b}{a}\right)^2} \quad (6.1)$$

ここで， a はスケール・パラメータ， b はシフト・パラメータで， ω_0 は mother wavelet をフーリエ変換した関数の中央値（中心周波数）を表す．

IMNFの算出においては，従来の報告と比較するため，各動作における時間情報を犠牲にして解析区間（1000 サンプル点）で推定した．まず，スケール・パラメータ a を M 個，シフト・パラメータ b を L 個に区分し， a_j ， b_i 区間での wavelet 係数の絶対値を w_{ij}

で表記すると、 $|w_{ij}|^2$ がスカログラムである。さらにスケール-時間全平面でのスカログラムの和を T_w で表記する。第 j スケール帯でのスカログラムの T_w に対する比率を $P(j)$ で表記する。

$$P(j) = \frac{1}{T_w} \sum_{i=1}^L |w_{ij}|^2 \quad (6.2)$$

ここで、

$$\mu = \sum_{j=1}^M a_j P(j) \quad (6.3)$$

で定まるスケールの平均値 μ に対応する周波数をIMNFと定義する。尚、スケールに対応する周波数は、サンプリング周期を考慮した上で、 ω_0 をスケールで除すことで求めた。

その後 Mother Wavelet に Daubechies 5 を選択し、周波数分解レベルを 5 として DWT を施行した。なお、CWT および DWT の算出には科学技術計算ソフト(MathWorks 社製 MATLAB6.5 および Wavelet Tool Box)を使用した。

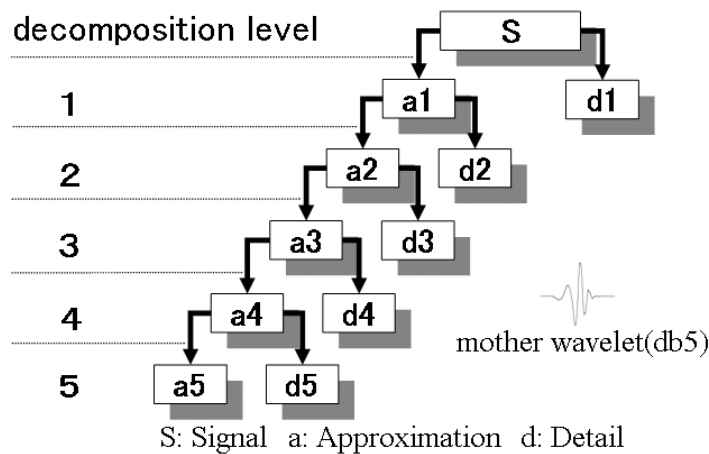


図 6.2 Wavelet 分解ツリー

Fig.6.2 Wavelet decomposition tree.

DWT では、図 6.2 のように信号波形を mother wavelet をもとに高周波部分 (Detail) と低周波部分 (Approximation) にわけ、Approximation をさらに次の Detail と

Approximation に分解する．この分解の深さがレベルであり，周波数表現（以下，周波数レベル）となる．DWT を行うにあたり mother wavelet の選択が問題となるが，本研究ではいくつかの mother wavelet にて検討を行い Hostens ら[42]と同様に Daubechies 5 を選択した．DWT の周波数レベルについては複数のレベルについて，DWT の Detail のみから逆 WT した信号波形と生波形との類似性からレベル 5 までの分解とした．

分析パラメータとして，分解レベル j におけるエネルギー密度の総和を $PD(j)$ ，分析範囲内のエネルギー密度の総和，つまりオリジナル信号のもつ総パワーを TPw として以下の式から算出した（図 6.3）．

$$PD(j) = \sum_{k \in Z_F} c(j, k)^2 \quad (6.4)$$

$$TPw = \sum_{j=1}^5 \sum_{k \in Z_F} c(j, k)^2 \quad (6.5)$$

ただし， $c(j, k)$ は第 j レベルの k 番目のシフトでの wavelet coefficients である．また，いずれのパラメータも対象者間での値のばらつきが大きかったため，経時変化については実験開始時のデータを基準とした比率で検討を行った．

得られたパラメータは統計処理パッケージ SPSS11.5J を用いて，二元配置分散分析にて交互作用を確認後，有意水準 5% で多重比較を行った．

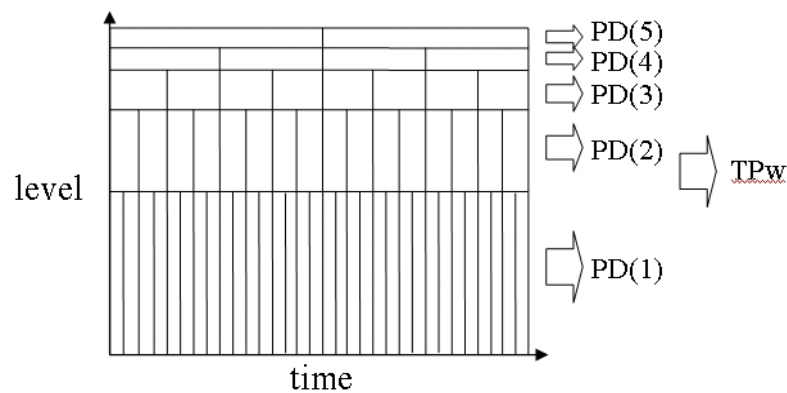


図 6.3 分析パラメータ

Fig.6.3 Parameters of SEMG derived from DWT.

6.3 結果

70%MVC の負荷をかけたときの平均持続時間は 30.4 秒であり、本実験終了時において被験者には顕著な疲労を確認している。また、生波形の変化においても局所性筋疲労時に特徴的な振幅の増大と徐波化が見られた。

IMNF の経時変化を図 6.4 に、多重比較の結果統計的に有意な差があったものを表 6.1 に示す。IMNF では先行研究と同様、経時的に明らかな減少が見られた。この時の周波数分布状況変化の一例を図 6.5 に示す。

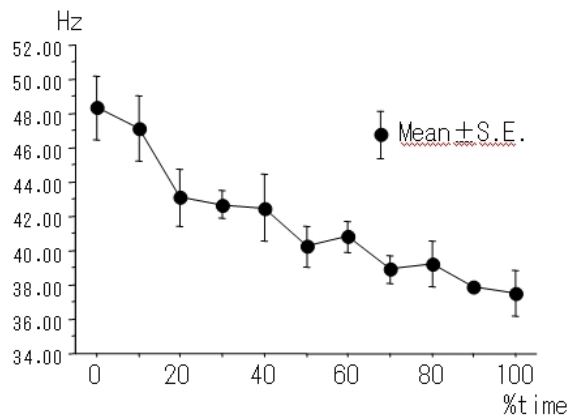


図 6.4 IMNF の変化 (平均±標準誤差)

Fig.6.4 Changes in IMNF (mean±SE).

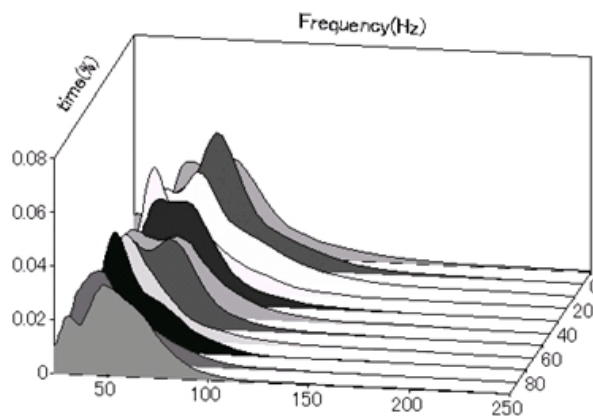


図 6.5 周波数分布状況変化の一例

Fig.6.5 Typical example of change in frequency distribution.

表 6.1 IMNF の統計結果

Table 6.1 Statistical results of IMNF.

Tukey-Kramer	平均値の差
time000:time020	5.257
time000:time030	5.686
time000:time040	5.864
time000:time050	8.117
time000:time060	7.521
time000:time070	9.431
time000:time080	9.13
time000:time090	10.477
time000:time1 00	10.852
time010:time040	4.664
time010:time050	6.917
time010:time060	6.321
time010:time070	8.232
time010:time080	7.93
time010:time090	9.277
time010:time1 00	9.652
time020:time090	5.22
time020:time1 00	5.595
time030:time090	4.791
time030:time1 00	5.166
time040:time090	4.613
time040:time1 00	4.988

TP_w の経時変化を図 6.6 に、多重比較の結果統計的に有意な差があったものを表 6.2 に示す。 TP_w は全体的に時間経過とともに上昇するが、60%time 以降で実験開始時の 2 倍を越え実験開始時に対して有意に増加していた。

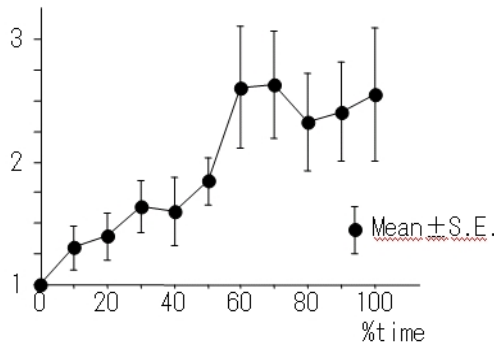
$PD(j)$ の経時変化においては、 $PD(1) \cdot PD(2)$ が全般的に低値を示し、 $PD(4)$ が大きく変化するもののばらつきが大きかった (図 6.7)。レベル毎の変化を見ると大きく 3 タイプに分かれ、 $PD(1) \cdot PD(2)$ では減少傾向 (図 6.8(a))、 $PD(3)$ では著明な傾向なし (図 6.8 (b))、 $PD(4) \cdot PD(5)$ では増加傾向が認められた (図 6.8 (c))。多重比

較の結果統計的に有意な差があったものを表 6.3 に示す. ここで, DWT の周波数レベル j は 1 が最も高い周波数帯域を表し, 順に低い周波数帯域を表している. 結果として, 周波数レベル 3 を境に高い周波数が減少し, 低い周波数が増加する傾向にあった. また, 実験開始時に対し高い周波数では 40%time から, 低い周波数では 60%time から統計的に有意な差が生じていた.

表 6.2 TPw の統計結果

Table 6.2 Statistical results of TPw.

TPw(%time)/TPw(0%time)



Tukey-Kramer	平均値の差
Rtime000: Rtime060	-1.607
Rtime000: Rtime070	-1.627
Rtime000: Rtime080	-1.324
Rtime000: Rtime090	-1.407
Rtime000: Rtime100	-1.544
Rtime010: Rtime060	-1.305
Rtime010: Rtime070	-1.324
Rtime010: Rtime100	-1.242
Rtime020: Rtime060	-1.213
Rtime020: Rtime070	-1.232

図 6.6 TPw の変化 (平均±標準誤差)

Fig.6.6 Changes in TPw (mean±SE).

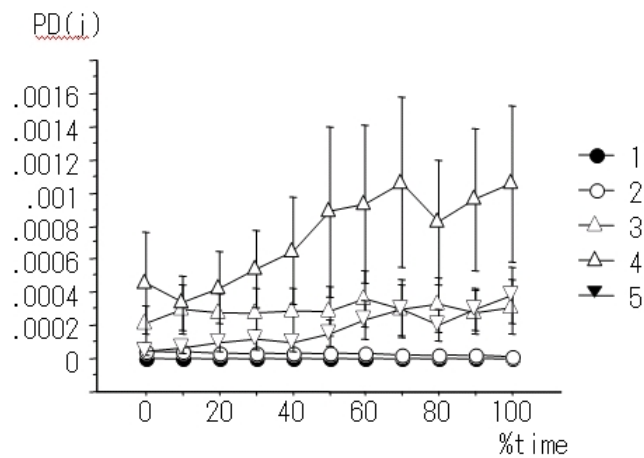
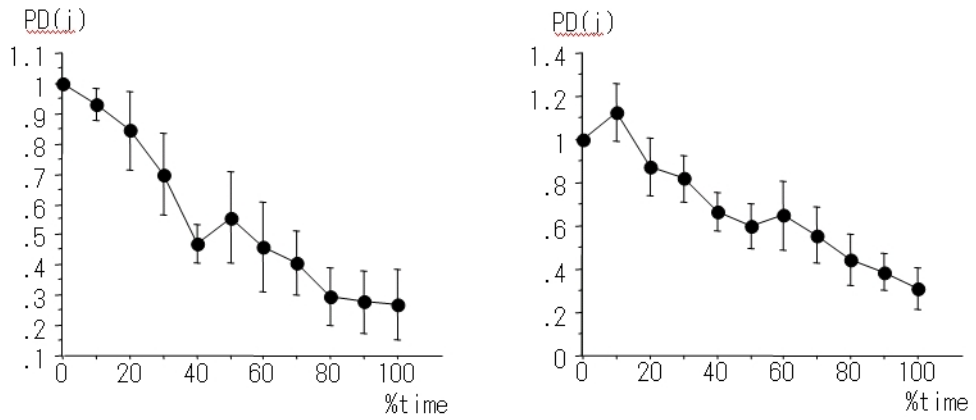
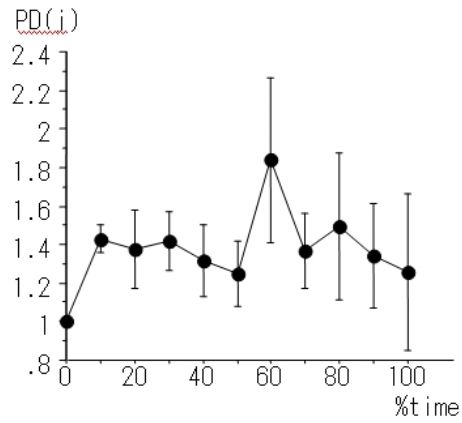


図 6.7 PD(j)の変化 (平均±標準誤差)

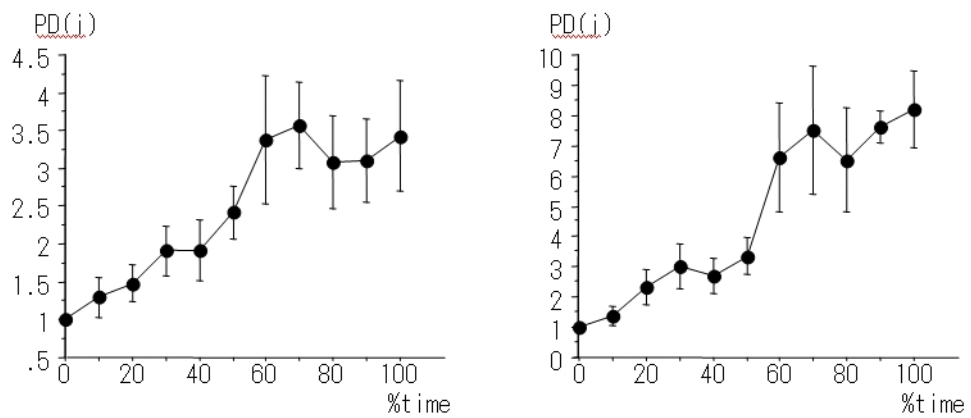
Fig.6.7 Changes in PD(j) (mean±SE).



(a) $j = 1$ (left), $j = 2$ (right)



(b) $j = 3$



(c) $j = 4$ (left), $j = 5$ (right)

図 6.8 $PD(j)$ の変化

Fig.6.8 Changes in $PD(j)$.

表 6.3 PD(j)の統計結果

Table 6.3 Statistical results of PD(j).

Tukey-Kramer	平均値の差			
	j=1	j=2	j=4	j=5
0%time:40%time	0.529	0.332		
0%time:50%time	0.443	0.408		
0%time:60%time	0.538	0.351	-2.376	-5.607
0%time:70%time	0.593	0.442	-2.567	-6.508
0%time:80%time	0.706	0.557	-2.080	-5.534
0%time:90%time	0.720	0.612	-2.098	-6.607
0%time:100%time	0.732	0.690	-2.431	-7.208
10%time:40%time	0.460	0.460		
10%time:50%time	0.374	0.531		
10%time:60%time	0.468	0.479	-2.077	-5.213
10%time:70%time	0.523	0.570	-2.268	-6.109
10%time:80%time	0.636	0.686		-5.140
10%time:90%time	0.651	0.740		-6.213
10%time:100%time	0.663	0.818	-2.132	-6.814
20%time:40%time	0.373			
20%time:60%time	0.382		-1.895	
20%time:70%time	0.436		-2.085	-5.181
20%time:80%time	0.549	0.430		
20%time:90%time	0.564	0.485		-5.285
20%time:100%time	0.576	0.563	-1.949	-5.886
30%time:80%time	0.406	0.377		
30%time:90%time	0.420	0.431		-4.592
30%time:100%time	0.432	0.510		-5.193
40%time:70%time				-4.798
40%time:90%time				-4.902
40%time:100%time		0.359		-5.503
50%time:100%time				-4.856
60%time:100%time		0.339		

6.4 考察

本研究では、個体差や被験筋の筋線維組成比等により相違はあると思われるが、より多くの運動単位を動員するために70%MVCという負荷量を用いた。このように大きな負荷量の場合、SEMG信号には定常性が仮定できないためFFTを使用することは妥当ではない。そこでCWTのIMNFを用いて周波数変化の全体像をとらえた。IMNFは実験開始後すぐに低周波数方向へシフト（以下、低周波化）し始め、20%timeで早くも実験開始時より有意に低い値をとった。これは上腕二頭筋の筋疲労による周波数変化をIMNFで検討した東らの報告[44]よりかなり早い時期であり、関節運動を伴うものと

等尺性収縮という運動課題の相違および負荷量の違いにより、本研究では筋疲労が急速に現れたものと考えられる。

IMNF の低周波化は周波数の分布状況が変化した結果であるが、低周波化するような周波数分布状況の変化には無数のパターンが存在する。実際に図 6.5 を見ると、鋭いピークをもった 1 峰性の分布、ピークが定かでない分布、2 峰性の分布が入り交じって生じていた。山田ら[45-47]や東ら[44]は分布状況の変化を見るために CWT の結果を周波数レベルで分類する試みを行っているが、分類の背景に筋線維タイプによる筋電周波数の違いがあるものの、生体内で変動する可能性がある数字を根拠にしているため疑問の余地がある。そこで本研究においては、周波数の区分が数学的に決定される DWT を用いて分析を行った。

パラメータとして用いたパワー密度は FFT におけるパワースペクトルに相当するものであるが、DWT においては周波数情報に加えて時間情報を保持しているため、時間と周波数の枠内の信号強度という点が異なっている。また、本研究の筋電信号採取時には通常用いられるバンドパスフィルタ等を使用しなかった。これはフィルタの特性によっては元信号自体に歪みを生じさせる可能性があること、DWT が別名フィルタバンクと呼ばれ信号のノイズ処理を行うことができることによる。パラメータとして用いた TPw 算出時、Detail のみのパワー密度を用いたのも最終的に残る Approximation がモーション・アーチファクトをはじめとする低周波雑音を多く含んでおり、これを除いて信号を再現した際に元の信号の 95% のエネルギーを保持していたためである。このため、 TPw は信号全体のエネルギーと考えることができる。今回用いたパラメータについては Marghitu らが犬の歩行における関節角度の変化に関する研究[48]で類似したパラメータを使用しているが、SEMG の分析手法として用いられたことはない。

本研究の結果で特筆すべき点は、周波数レベル 3 を境にして高い周波数の変動と低い周波数の変動が相反的に変化していることを明確にした点にある。周波数の変動要因としては、運動単位の動員数、発火頻度、発火タイミングの同期化が挙げられていたが、Vollestad は筋線維伝導速度の低下がもっとも重要と報告している[10]。筋線維伝導速度の変化には組織内の化学組成の変化を一因とするものがあるが、菅原らは筋線維伝導

速度の速い運動単位が疲労により脱落し、筋線維伝導速度の遅い運動単位による代替えが生じたものと推測している[49]. Masuda と Deluca[50]により参加閾値の高い運動単位は筋線維伝導速度が速いことが明らかにされていることを考え合わせると、FF型運動単位の活動が減少し、S型運動単位の活動が増加するものと思われる。

本研究で用いた高負荷の持続収縮における筋力調整を考えると、当初はFF型運動単位を含む多くの運動単位が収縮に動員されていたものが、時間の経過とともに疲労により脱落するFF型運動単位が生じる。その分を補うためにS型運動単位をさらに動員しようと運動神経の発火頻度の上昇および発火タイミングの同期化が生じたものと推測する。本研究結果の高い周波数の変動と低い周波数の変動をそれぞれFF型運動単位の活動およびS型運動単位の活動を直接結びつけるのは困難であるが、この両者に強い関係があることは示唆できたものとする。

SEMG信号は様々な要因で変動しやすいが、脳がその多くの出力として筋を制御していることを考えるとSEMGには様々な情報が内包されている。問題は、その中から必要な情報を読み取る手法の開発である。SEMGの周波数については、生理学的な背景が明らかにされていない点もまだまだ多いが、実験条件や発展する信号処理手法の導入によりさらなる検討を加えることで、有効な臨床応用が可能となると考える。

6.5 結論

本研究では、高負荷による持続収縮時の筋疲労にともなう表面筋電信号の周波数変化について、CWTによるIMNFとDWTの独自パラメータによる検討を行った。IMNFは早い時期から有意に低下したが、周波数分布の変動については情報を持っていない。

DWTの独自パラメータでは高い周波数と低い周波数が対称的な変動を見せ、運動単位のタイプごとの活動性の変化が示唆された。被験者の条件（年齢、性別、疾患の有無等）について広くデータを収集することで、筋疲労の有効な評価法になるものと考えられる。

第7章

総括及び今後の課題

本研究では、表面筋電図を対象とした信号解析における wavelet 変換の適応について検討した。

第3章では、離散 wavelet 変換を用いた独自の筋電信号分析パラメータを提案し、負荷を漸増した等尺性収縮時の筋活動に応用し、分析パラメータのうちエネルギー密度の総和である TP_w の変化が運動単位の動員数に影響を受け、周波数ごとのエネルギー密度の割合である $RPD(j)$ が運動単位の種類によって変化している可能性を示唆した。

第4章では、第3章で提案したパラメータを漸増負荷の増加度を変化させる条件に適用し、負荷の増加度が大きい場合の TP_w および $RPD(j)$ の変化から運動単位の動員のされ方に違いがあることを示し、理学療法のエビデンス構築に有用であることを示唆した。

第5章では、動的筋収縮時の筋疲労評価に連続 wavelet 変換を応用し、その結果が筋疲労時の表面筋電図の特徴を明確に示すことができたことから、連続 wavelet 変換が動的筋収縮時の筋疲労評価において有用性であることを示した。

第6章では、等尺性収縮時の筋疲労について連続 wavelet 変換による瞬時平均周波数 (instantaneous mean frequency: IMNF) と離散 wavelet 変換による独自パラメータを適用し、IMNF は早期から低周波方向へシフトするが周波数の分布状況の変化をとらえられないのに対し、独自パラメータでは高い周波数と低い周波数が対称的な変動を見せ、運動単位の種類ごとの活動性の変化が示唆された。

表面筋電信号に対する wavelet 変換の適応については、これまで報告があまりない知見を示すことができたが、その周波数レベルでの変化に関しては原因を特定することがきわめて困難である。それは、現在背景として用いられている生理学、解剖学などの知見の多くが標本を用いたものであり、実際に活動している生体内では循環、体温、生化学的变化、ホルモンの分泌による変化など標本では再現が困難な因子が多数存在しているためである。

本研究における周波数の変動については、サイズの原理で知られる運動単位の動員数や運動単位の種類といった比較的古くから知られている知見と、筋線維伝導速度の変化（結果的には、動員される運動単位の種類による変化）という比較的新しい知見により背景付けを行ったが、今後新しい生理学的な背景が明らかにされたり、あるいは筋電信号の処理法自体の変化が新しい生理学的知見を生む可能性が高い。

また、臨床的な利用を考えると生理学的な背景が不明確であっても、現象面に一貫性があれば有効に利用できる場合もある。本論文の第 5 章、第 6 章で論じた筋疲労に対する適用はもっとも実用性の高いものであろう。今後さらに実験条件を検討し、血液データ、呼気ガスデータなど他の指標との比較を行い、明確な筋疲労の指標策定を目指したい。

謝辞

本研究の遂行にあたり終始熱心にご指導いただきました, 理工学部 野口義夫教授に心から感謝いたします. また, 本研究に際し, ご支援ならびにご協力いただきました理工学部 徳島尚生助手に心から感謝いたします.

長崎百合野病院理学療法士 永瀬慎介氏, 浜本寿治氏には, 本研究にあたりデータの採取, 分析に多大なご協力をいただきました. 心より感謝いたします.

文献

- [1] Gary L. Soderberg: 記録技術. 表面筋電図の人間工学応用, (財) 労働科学研究所出版部, 川崎,23-40,2004
- [2] David G. Gerleman, Thomas M. Cook: 計測機器. 表面筋電図の人間工学応用, (財) 労働科学研究所出版部, 川崎,41-66,2004
- [3] Barney LeVeau, Gunnar B.J. Andersson: 出力形式: データの分析と応用 —筋電図信号の解釈—. 表面筋電図の人間工学応用, (財) 労働科学研究所出版部, 川崎,67-96,2004
- [4] R. Merletti, M. Knafleitz, C. J. Dulca: Electrically evoked myoelectric signals. CRC Crit Rev Biomed eng 19:293-340,1992
- [5] S. Karlsson, J. Yu, M. Akay: Time-Frequency Analysis of Myoelectric Signals During Dynamic Contractions. A Comparative Study, IEEE Trans Biomed Eng BME 47:228-238,2000
- [6] S. Karlsson, J. Yu, M. Akay: Enhancement of Spectral Analysis of Myoelectric Signals During Static Contractions Using Wavelet Methods. IEEE Trans Biomed Eng BME 46:670-684,1999
- [7] 加藤浩, 神宮司誠也, 宮崎明雄, 吉村理, 新小田幸一: 廃用性筋萎縮の表面筋電信号周波数解析 — FFT から wavelet 周波数解析へ—. 総合リハ 30(11):1025-1037,2002
- [8] Henneman, George Somjen et al.: Functional significance of cell size in spinal motoneurons. J Neurophysiol 28:560-580,1965
- [9] 中村隆一・他: 基礎運動学第5版 医歯薬出版, 東京,2000
- [10] Vollestad NK: Measurement of human muscle fatigue. J Neurosci Methods 74:219-227,1997
- [11] O. Lippold: The relation between integrated action potentials in human muscle

- and its isometric tension. *J Physiol* 117:492-499,1952
- [12] C. Orizo, R. Perini, B. Diemont, and A. Veicsteinas: Muscle sound and electromyogram spectrum analysis during exhausting contractions in man. *Eur J Appl Phys* 65(1):1-7,1992
- [13] K. Kogi, T. Hakamada: Slowing of surface electromyogram and muscle strength in muscle fatigue. *Rep Inst Sci Labour* 117:27-41,1962
- [14] T. Moritani, M. Muro, A. Nagata: Intramuscular and surface electromyogram changes during muscle fatigue. *J Appl Physiol* 60(4):1179-1185,1986
- [15] 佐渡山亜兵, 菅原徹: 筋疲労と運動単位. *臨床神経生理学* 30(6):417-424,2002
- [16] 花山耕三: 表面筋電信号による筋疲労の評価. *総合リハ* 24(5):431-434,1996
- [17] 加藤浩, 藤野英次郎・他: 随意収縮強度別(%MVC)による表面筋電信号周波数特性. *理学療法学* 25(7):425-430,1998
- [18] Yasushi I, Kumi A, et al.: Time-Frequency analysis of mechanomyogram during sustained contractions with muscle fatigue. *Systems and Computers in Japan* 35(1):26-36,2004
- [19] The MathWorks: Wavelet Toolbox(Version2) The MathWorksinc, MA,2000
- [20] 加藤浩, 藤野英次郎・他: 歩行解析における股関節中殿筋の質的評価の試み -wavelet 変換による動的周波数解析-. *理学療法学* 26(5) : 179-186,1999
- [21] J R Potvin, L R Bent: A validation of techniques using surface EMG signals from dynamic contractions to quantify muscle fatigue during repetitive tasks. *J Electromyogr Kinesiol* 7(2):131-139,1997
- [22] 永瀬慎介, 鶴崎俊哉・他: 離散 Wavelet 変換を利用した表面筋電信号の解析に関する検討 (1) -等尺性収縮時の筋疲労に伴う周波数変化の検証-. *理学療法の医学的基礎* 9 : 24,2004
- [23] 山田茂, 福永哲夫: 運動による機能と形態の変化 ナップ, 東京,1997
- [24] A Yoshida, Y Ohue, H Ishikawa: Diagnosis of tooth surface failure by wavelet transform of dynamic characteristics. *Tribology International* 33:273-279,2000

- [25] J Xue, A Pizurica, W Philips, et.al.: An integrated method of adaptive enhancement for unsupervised segmentation of MRI brain images. *Pattern Recognition Letters* 24(15):2549-2560,2003
- [26] V Tschärner: Time-frequency and principal- component methods for the analysis of EMGs recorded during a mildly fatiguing exercise on a cycle ergometer. *Journal of Electromyography and Kinesiology* 12:479-492,2002
- [27] G Olmo, F Laterza, L Presti: Matched wavelet approach in stretching analysis of electrically evoked surface EMG signal. *Signal Processing* 80:671-684,2000
- [28] M Sato, S. Tsuruma: A scope of the frequency analysis of the electromyogram. *Ann Rep Phys Educ* 1:7-28,1967
- [29] T Mortimer, R. Magnusson, I. Petersen: Conduction velocity in ischemic muscle: effect on EMG frequency spectrum. *Am J Physiol* 219:1324-1329,1970
- [30] 永田晟: 筋と筋力の科学 不味堂出版, 東京,1984
- [31] 木竜徹, 加藤元樹, 齊藤義明: 筋疲労による誘発筋電信号形態変化の解析. 電子情報通信学会論文誌(D-II) 10 : 1779-1785,1990
- [32] Christensen H, Sogaard K, Jensen BR, Finsen L, Sjogaard G: Intramuscular and surface EMG power spectrum from dynamic and static contractions. *J Electromyogr Kinesiol* 5:27-36,1995
- [33] 一関紀子, 木竜徹, 杉本英夫, 齊藤義明: 様々な筋収縮レベルにおける重畳 M 波による筋疲労過程の解析. 電子情報通信学会論文誌(D-I) 10 : 1129-1136,2000
- [34] Knaflitz M, Bonato P: Time-frequency methods applied to muscle fatigue assessment during dynamic contractions. *J Electromyogr Kinesiol* 9:337-350,1999
- [35] Tschärner V: Time-frequency and principal-component methods for the analysis of EMGs recorded during a mildly fatiguing exercise on a cycle ergometer. *J Electromyogr Kinesiol* 12:479-492,2002
- [36] Panagiotacopoulos ND, Lee JS, Pope MH, Friesen K: Evaluation of EMG signals

- from rehabilitated patients with lower back pain using wavelets. *J Electromyogr Kinesiol* 8:269-278,1998
- [37] Englehart K, Hudgins B, Parker PA, Stevanson M: Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations. *Med Eng Phys* 21:431-438,1999
- [38] Tscharnner V: Intensity analysis in time-frequency space of surface myoelectric signals by wavelets of specified resolution. *J Electromyogr Kinesiol* 10:433-445,2000
- [39] Pope MH, Aleksiev A, Panagiotacopulos ND, Lee JS, Wilder DG, Friesen K, Stielau W, Goel VK: Evaluation of low back muscle surface EMG signals using wavelets. *Clin Biomech* 15: 567-573,2000
- [40] Tscharnner V, Goepfert B: Gender dependent EMGs of runners resolved by time/frequency and principal pattern analysis. *J Electromyogr Kinesiol* 13: 253-272,2003
- [41] Karlsson S, Gerdle B: Mean frequency and signal amplitude of the surface EMG of the quadriceps muscles increase with increasing torque - a study using the continuous wavelet transform. *J Electromyogr Kinesiol* 11: 131-140,2001
- [42] Hostens I, Seghers J, Spaepen A, Ramon H: Validation of the wavelet spectral estimation technique in Biceps Brachii and Brachioradialis fatigue assessment during prolonged low-level static and dynamic contractions. *J Electromyogr Kinesiol* 14(2): 205-215,2004
- [43] Sogaard K, Christensen H, Jensen BR, Finsen L, Sjogaard G: Motor control and kinetics during low level concentric and eccentric contractions in man. *Electroenceph Clin Neurophysiol* 101: 453-460,1996
- [44] 東登志夫, 鶴崎俊哉, 徳島尚生, 野口義夫: 動的運動時の筋疲労評価における連続ウェーブレット変換の有用性. *生体医工学* 42(4) : 230-235,2004
- [45] 山田英司, 加藤浩, 宮本賢作, 田中聡, 森田伸, 田仲勝一, 乗松尋道: ウェーブレ

- ット変換を用いた等速性運動中の筋電信号周波数解析 30 回反復による筋疲労時の周波数特性. 理学療法学 30(7) : 391-396,2003
- [46] 山田英司, 加藤浩, 宮本賢作, 田中聡, 森田伸, 田仲勝一, 森諭史, 乗松尋道: 自転車エルゴメータ駆動中における大腿直筋のウェーブレット変換による筋電信号周波数解析 IEMGT 前後における各周波数帯域の変化. 理学療法学 30(6) : 357-361,2003
- [47] 山田英司, 加藤浩, 宮本賢作, 田中聡, 森田伸, 田仲勝一, 森諭史, 乗松尋道: ウェーブレット変換を用いた動的収縮時の筋電信号周波数解析. 理学療法の医学的基礎 7(2) : 10-20,2004
- [48] Marghitu DB, Nalluri P: An Analysis of Greyhound Gait using Wavelets. J Electromyogr Kinesiol 7(3): 203-212,1997
- [49] 菅原徹, 佐渡山亜兵, 上条正義, 細谷聡, 増田正: 筋の単一運動単位活動の疲労性変化. バイオメカニズム 17 : 21-28,2003
- [50] Masuda T, DeLuca CJ: Recruitment threshold and muscle fiber conduction velocity of signal motor units. J Electromyogr Kinesiol 1(2): 116-123,1991

記号一覧

$s(t)$: 時間領域で表される信号

T : 時間間隔

$RMS\{s(t)\}$: $s(t)$ の実行値

ω : 角速度

a_n, b_n : n 番目の振幅

$F(\omega)$: フーリエ変換

$P_x(e^{j\omega})$: ω のパワースペクトル

j : 虚数記号

$w(t)$: 窓関数

$\psi(t)$: mother wavelet (基底関数)

a : wavelet 変換のスケール・パラメータ

b : wavelet 変換のシフト・パラメータ

$a_j(t)$: 離散 wavelet 変換における分解レベル j での Approximation

$D_5(t)$: 離散 wavelet 変換における分解レベル 5 までの Detail

$PD(j)$: 分解レベル j におけるエネルギー密度の総和

TPw : $PD(j)$ の総和でオリジナル信号のもつ総パワー

$RPD(j)$: $PD(j)$ と TPw の比

$c(j, k)$: wavelet coefficients

ω_0 : mother wavelet をフーリエ変換した関数の中央値 (中心周波数)

w_{ij} : a_j, b_i 区間での wavelet 係数の絶対値

$|w_{ij}|^2$: スカログラム

Tw : スケール-時間全平面でのスカログラムの和

$P(j)$: 第 j スケール帯でのスカログラムの Tw に対する比率

μ : スケールの平均値

省略語一覧

- EBM : Evidence Based Medicine (科学的根拠に基づいた治療)
- fMRI : functional Magnetic Resonance Imaging
- PET : Positron Emission Tomography
- EMG : electromyography (筋電信号)
- SEMG : surface electromyography (表面筋電信号)
- MU : Motor Unit (運動単位)
- RMS : root mean square (実行値)
- DFT : discrete Fourier transform (離散フーリエ変換)
- FFT : fast Fourier transform (高速フーリエ変換)
- MVC : maximum voluntary (isometric) contraction ((等尺性) 最大随意収縮)
- SO : slow twitch oxidative (筋線維のタイプ)
- FOG : fast twitch oxidative (筋線維のタイプ)
- FG : fast twitch glycolytic (筋線維のタイプ)
- S (slow twitch) 型 : SO 線維から構成される運動単位
- FR (fast twitch fatigue resistant) 型 : FOG 線維から構成される運動単位
- FF (fast twitch fatigable) 型 : FG 線維から構成される運動単位
- MPF : mean power frequency (平均周波数)
- MDPF : median power frequency (周波数中央値)
- STFT : short time Fourier transform (短時間フーリエ変換)
- CWT : continuous wavelet transform (連続 wavelet 変換)
- DWT : discrete wavelet transform (離散 wavelet 変換)
- WT : wavelet transform(wavelet 変換)
- RTP_w :MVC 時の TP_w に対する漸増負荷時の TP_w の比
- IMNF : instantaneous mean frequency (瞬時平均周波数)

研究発表

著書

1. 鶴崎俊哉：SECTION 2 筋力低下の評価と治療 2.中枢神経障害の筋力低下の評価と治療 ②脳性麻痺，「筋力」，奈良 勲，岡西哲夫編集，医歯薬出版，東京，176-190，2004
2. 鶴崎俊哉：IV 歩行運動の筋電図学的評価 2 健常児の歩行 運動評価—正常発達による歩行運動時筋電図の変化—，「踵歩きギプス療法 —heel gait cast-」，穂山富太郎編集，医歯薬出版，東京，50-59，2002

査読付き論文

1. 鶴崎俊哉，東登志夫，永瀬慎介，平田恭子，浜本寿治，野口義夫：等尺性収縮時の筋疲労にともなう離散Wavelet変換を利用した表面筋電信号周波数の変化について，理学療法の医学的基礎，（投稿中）
2. 浜本寿治，永瀬慎介，平田恭子，鶴崎俊哉：離散Wavelet変換を用いた表面筋電図解析パラメータの提案，理学療法探求第8巻，15-19，2006
3. 永瀬慎介，鶴崎俊哉，平田恭子，浜本寿治：連続漸増負荷の増加の割合の違いによる表面筋電図周波数の相違について，長崎理学療法第6巻，18-24，2006
4. 松下美奈子，田原弘幸，鶴崎俊哉：発達障害をもつ子どものいる母親の育児支援について，長崎理学療法第6巻，11-17，2006
5. 東登志夫，鶴崎俊哉，徳島尚生，野口義夫：動的運動時の筋疲労評価における連続ウェーブレット変換の有用性，生体医工学 42(4)，230-235，2004
6. 東登志夫，鶴崎俊哉，船瀬広三，沖田 実，岩永竜一郎，野口義夫：等尺性収縮時における肘関節角度が肘関節屈筋群の筋疲労と筋出力に及ぼす影響，理学療法科学 19(2)，121-125，2004
7. 穂山富太郎，大城昌平，鶴崎俊哉：ポジショニングの理論的背景 胎児,新生児行動評価から，ネオネイタルケア 16(1 202),10-16，2003

8. 穂山富太郎, 深町亮, 鶴崎俊哉, 大城昌平: 小児在宅リハビリテーション, 長崎大学医学部保健学科紀要 16(2),91-95,2003
9. 池田美保, 家入絹代, 鶴崎俊哉: MRI 前額断所見からの下肢の機能予後予測, 理学療法探求 5 卷, 8-12,2003
10. 鶴崎俊哉: 脳性麻痺に対する理学療法のキーポイント, 理学療法 19(7), 836-842, 2002
11. 林田尚子, 野村真季子, 鶴崎俊哉: 成長過程における体幹角度の再現性について, 掖済会長崎病院会報 2000 年度, 16-22, 2001

学会発表

1. Toshiya Tsurusaki, Yasutomo Hashizume, Hisao Tokushima, and Yoshio Noguchi: "Detection of Fast Fiber Recruitment by Multiresolution Analysis of Surface Electromyograms", 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), New York City, USA., 2006
2. 梶木美絵, 西村仁美, 志谷佳久, 鶴崎俊哉: 表面筋電信号を利用した関節トルクの推定と分解 - 漸増関節トルクを用いて -, 理学療法の医学的基礎, 10(1) : 12, 2006
3. 浜本寿治, 上野尚子, 鶴崎俊哉, 平田恭子, 永瀬慎介: 肘関節屈曲の make test, break test における周波数の変化 - wavelet 変換を用いて -, 理学療法の医学的基礎, 10(1) : 13, 2006
4. 上野尚子, 浜本寿治, 鶴崎俊哉, 永瀬慎介, 平田恭子: Make テスト Break テストにおける筋力の解析, 理学療法の医学的基礎, 10(1) : 14, 2006
5. 平田恭子, 永瀬慎介, 鶴崎俊哉, 浜本寿治, 上野尚子: 漸増的筋収縮時の Wavelet 変換について - リクルートメントとインパルス発射頻度の観点より -, 理学療法の医学的基礎, 10(1) : 15, 2006
6. 永瀬慎介, 平田恭子, 鶴崎俊哉, 浜本寿治, 上野尚子: Wavelet 変換による筋活動評価 - 筋線維組成と周波数変化の視点から -, 理学療法の医学的基礎, 10(1) : 16, 2006
7. 林田真一郎, 鶴崎俊哉, 安東大輔, 松山裕: 表面筋電図周波数解析の再現性について

- の検討, 理学療法の医学的基礎, 10(1) : 17, 2006
8. 鶴崎俊哉, 西村仁美, 志谷佳久, 梶木美絵 : 表面筋電信号を利用した関節トルクの推定と分解 — 周波数成分を用いた補正 —, 理学療法の医学的基礎, 10(1) : 18, 2006
 9. 志谷佳久, 西村仁美, 梶木美絵, 鶴崎俊哉 : 表面筋電信号を利用した関節トルクの推定と分解 — 同時収縮を用いて —, 理学療法の医学的基礎, 10(1) : 19, 2006
 10. 岩永桃子, 鶴崎俊哉, 北川知佳, 栗田健介, 宮本直美, 千住秀明 : 吸気圧抵抗下における頸部呼吸補助筋の筋電図周波数分析, 理学療法学 33 巻, P258, 2006
 11. 林田真一郎, 鶴崎俊哉, 安東大輔, 松山裕, 上野尚子, 永瀬慎介, 浜本寿治, 平田恭子 : 表面筋電図周波数解析の再現性についての検討, 理学療法学 33 巻, P376, 2006
 12. 永瀬慎介, 平田恭子, 鶴崎俊哉, 浜本寿治, 上野尚子 : 筋線維組成と表面筋電図周波数の関連, 理学療法学 33 巻, P377, 2006
 13. 上野尚子, 浜本寿治, 鶴崎俊哉, 永瀬慎介, 平田恭子 : Make テスト Break テストにおけるトルクと周波数の解析 — Wavelet 変換による解析を用いて —, 理学療法学 33 巻, P378, 2006
 14. 平田恭子, 鶴崎俊哉, 永瀬慎介, 浜本寿治 : 等角速度運動の速度の違いが表面筋電図時間一周波数分析におよぼす影響について, 理学療法の医学的基礎, 9(1) : 27, 2005
 15. 浜本寿治, 鶴崎俊哉, 永瀬慎介, 平田恭子 : 子離散 Wavelet 変換を用いた表面筋電図解析パラメータの提案, 理学療法の医学的基礎, 9(1) : 26, 2005
 16. 鶴崎俊哉, 永瀬慎介, 平田恭子, 浜本寿治 : 表面筋電電極の位置の違いによる筋電周波数への影響について, 理学療法の医学的基礎, 9(1) : 25, 2005
 17. 永瀬慎介, 鶴崎俊哉, 平田恭子, 浜本寿治 : 漸増負荷の増加割合の違いによる表面筋電図周波数の相違について, 理学療法の医学的基礎, 9(1) : 24, 2005
 18. 浜本寿治, 鶴崎俊哉, 永瀬慎介, 平田恭子 : 離散 wavelet 変換を用いた表面筋電図解析パラメータの提案, 理学療法学 32(supplement_2), 220, 2005
 19. T. Tsurusaki, T. Higashi, H. Tokushima, and Y. Noguchi : " Effective Parameters Derived from Multiresolution Analysis of Surface Electromyograms, " in Proc. Eighth Inter. the IEEE Sympo. on Signal Processing and Its Applications, Sydney, Australia,

Aug., 5-8, 2005

20. 松下美奈子, 田原弘幸, **鶴崎俊哉**: 発達障害児をもつ母親の育児支援について, 理学療法学 32(supplement_2), 122, 2005
21. **鶴崎俊哉**, 東登志夫, 野口義夫, 徳島尚生: 歩行の発達による表面筋電図の変化 — Wavelet 変換を利用した時間周波数解析 —, 九州人間工学 25, 28-29, 2004
22. 永瀬慎介, **鶴崎俊哉**, 平田恭子, 岩永桃子, 古曳望美, 浜本寿治: 離散 Wavelet 変換を利用した表面筋電図の解析に関する検討(1) — 等尺性収縮時の筋疲労にともなう周波数変化の検証 —, 理学療法の医学的基礎 8 (1), 24, 2004
23. **鶴崎俊哉**, 永瀬慎介, 平田恭子, 岩永桃子, 古曳望美, 浜本寿治: 離散 Wavelet 変換を利用した表面筋電図の解析に関する検討(2) — 漸増負荷にともなう周波数変化の検証 —, 理学療法の医学的基礎 8 (1), 25, 2004
24. 平田恭子, **鶴崎俊哉**, 永瀬慎介, 岩永桃子, 古曳望美, 浜本寿治: 離散 Wavelet 変換を利用した表面筋電図の解析に関する検討(3) — 等角速度運動の筋疲労にともなう周波数変化の検証 —, 理学療法の医学的基礎 8 (1), 26, 2004
25. 浜本寿治, 平田恭子, **鶴崎俊哉**, 永瀬慎介, 岩永桃子, 古曳望美: 離散 Wavelet 変換を利用した表面筋電図の解析に関する検討(4) — 等角速度運動の速度変化にともなう周波数変化の検証 —, 理学療法の医学的基礎 8 (1), 27, 2004
26. 古曳望美, **鶴崎俊哉**, 岩永桃子, 浜本寿治, 永瀬慎介, 平田恭子: 離散 Wavelet 変換を利用した表面筋電図の解析に関する検討(5) — 歩行速度の変化にともなう周波数変化の検証 —, 理学療法の医学的基礎 8 (1), 28, 2004
27. 岩永桃子, **鶴崎俊哉**, 古曳望美, 浜本寿治, 永瀬慎介, 平田恭子: 離散 Wavelet 変換を利用した表面筋電図の解析に関する検討(6) — 歩行時筋電図の時間周波数解析 —, 理学療法の医学的基礎 8 (1), 29, 2004
28. 平田恭子, 永瀬慎介, **鶴崎俊哉**: 等角速度運動における表面筋電図の離散 Wavelet 変換による解析, 理学療法学 31 Supplement (2), 53, 2004
29. **鶴崎俊哉**, 東登志夫, 野口義夫: 離散ウェーブレット変換を使用した歩行時筋電図分析の試み, 理学療法学 31 Supplement (2), 52, 2004

- 3 0. 東登志夫, **鶴崎俊哉**, 徳島尚生, 野口義夫: Wavelet 変換による時間周波数解析を用いた筋疲労の評価, 平成 14 年度日本エム・イー学会九州支部学術講演会, 2004
- 3 1. **鶴崎俊哉**, 東登志夫, 野口義夫, 徳島尚生: 小児の歩行発達における表面筋電図の変化 wavelet 変換による時間周波数解析, 平成 14 年度日本エム・イー学会九州支部学術講演会, 2004
- 3 2. **Tsurusaki T**, Higashi T, Noguchi Y: CHANGES IN SURFACE ELECTROMYOGRAM SIGNALS DURING CHILDHOOD GAIT DEVELOPMENT. —TIME-FREQUENCY ANALYSIS USING WAVELETS TRANSFORMATION. —, 14th International Congress of the World Confederation for Physical Therapy WORLD PHYSICAL THERAPY 2003 (BARCELONA SPAIN) , 2003
- 3 3. 永瀬慎介, 平田恭子, **鶴崎俊哉**, 東登志夫, 野口義夫, 徳島尚生: Wavelet 変換を使用した体幹筋群表面筋電図の検討, 理学療法の医学的基礎 7(1), 11, 2003
- 3 4. **鶴崎俊哉**, 東登志夫, 野口義夫, 徳島尚生: 小児の歩行発達における表面筋電図の変化 wavelet 変換による時間周波数解析を使用して, 理学療法の医学的基礎 7(1), 12, 2003